

第三版
(Third Edition)

人工智能及其应用

Artificial Intelligence: Principles and Applications

本科生用书

蔡自兴 徐光祐

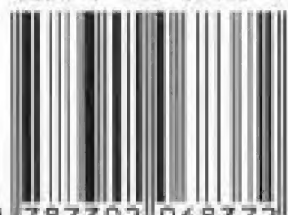
清华大学出版社



本书第二版获

中国高校自然科学奖二等奖
国家教育部科技进步一等奖

ISBN 7-302-06837-2



9 787302 068372 >

定价：26.00元

www.ai-bbt.com □□□□□□

第三版
(Third Edition)

人工智能及其应用

Artificial Intelligence: Principles and Applications

本科生用书

蔡自兴 徐光祐

清华大学出版社
北京

www.ai-bt.com □□□□□□

内 容 简 介

本书第三版本科生用书共 11 章。第一章叙述人工智能的概况,列举出人工智能的研究与应用领域。第二章和第三章研究传统人工智能的知识表示方法和搜索推理技术。第四章和第五章初步阐述了计算智能的基本知识,包含神经计算、模糊计算、进化计算和人工生命诸内容。第六章~第十章比较详细地讨论了人工智能的主要应用,包括专家系统、机器学习、自动规划、艾真体(Agent)和自然语言理解等。第十一章评述近年来关于人工智能的争论,讨论人工智能对人类经济、社会和文化的影响,展望人工智能的发展。与第二版相比,许多内容都是第一次出现的,如分布式人工智能与艾真体、计算智能与进化计算以及知识发现和数据挖掘等。其他章节也在第二版的基础上作了相应的修改、精简或补充。

本书可作为高等院校有关专业高年级学生的人工智能课程教材,也可供从事人工智能研究与应用的科技工作者学习参考。

版权所有,翻印必究。

本书封面贴有清华大学出版社激光防伪标签,无标签者不得销售。

图书在版编目(CIP)数据

人工智能及其应用/蔡自兴,徐光祐编著. —3 版. —北京:清华大学出版社,2003
ISBN 7-302-06837-2

I. 人… II. ①蔡… ②徐… III. 人工智能—高等学校—教材 IV. TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2003)第 050897 号

出 版 者: 清华大学出版社
<http://www.tup.com.cn>
社 总 机: 010-62770175

地 址: 北京清华大学学研大厦
邮 编: 100084
客 户 服 务: 010-62776969

责任编辑: 薛 慧

封面设计: 常雪影

版式设计: 肖 米

印 刷 者: 北京国马印刷厂

发 行 者: 新华书店总店北京发行所

开 本: 185×260 印张: 20.25 字数: 464 千字

版 次: 2003 年 9 月第 3 版 2003 年 9 月第 1 次印刷

书 号: ISBN 7-302-06837-2/TP·5074

印 数: 1~5000

定 价: 26.00 元

湖南，长沙，中南工业大学

蔡自兴同志：

喜读你们的大作《AI and Applications》，十分高兴。在傅家骅先生的直接关照下，你和徐光祐同志就抓紧时间编出中文本，使这一前沿学科的最新成就迅速与中国读者见面，这对AI在中国传播和发展必定会起到重大推动作用。我衷心向你和徐光祐同志致以谢忱。

家骅先生曾多次回国内讲学，给大家留下了非常深刻的印象。我记得他从Purdue U回来后也曾率先介绍过一门新学科的基本原理和一些新的研究工作。常遇和蔡恒志同志的大力推动，使我国AI和PR有了前进的基础。现在有了这本书，不仅使从事AI研究的同志可以一窥这门学科的全貌，也是研究AI的入门书。也是中国科技界的一件大事。也是中国科技界对家骅先生的重要纪念。

十年前，当我和家骅先生讨论AI控制活动时，尚无具体参考资料可查，只能断断续续介绍一些思路。现在徐先生著书出版，也是一件可喜的事。

你们写的书已写的几本书，都是十分重要的。我深信，以AI和Pattern Recognition为开头的这门新学科，将为人类进入智能自动化时期做出重要贡献。

希望有机会见到您。敬颂

大书

宋健 1989

宋健国务委员致蔡自兴教授函

前沿学科的最精彩成就^{*}

湖南,长沙,中南工业大学

蔡自兴同志:

喜读您们的大作《AI and Applications》^①,十分高兴。在傅京孙^②先生的直接关照下,您和徐光祐^③同志能抓紧时间编出中文本^④,使这一前沿学科的最精彩的成就迅速与中国读者见面,这对 AI 在中国的传播和发展必定会起到重大推动作用。我衷心向您和徐光祐同志致以谢忱。

京孙先生生前多次回国内讲学,给大家留下了非常深刻的印象。戴汝为^⑤同志从 Purdue U.^⑥回来后也曾率先介绍这一门新学科的基础并组织了一些新的研究工作。常迺^⑦和启恒^⑧等同志的大力推动,使我国 AI 和 P. R.^⑨有了前进的基础。现在有了这本书,千千万万的青年科学家得以一览这门学科的系统的、精选的要义,是中国科学界的一件大事。也是中国科学界对京孙先生的重要纪念。

十年前,当我们和钱先生^⑩修订工程控制论^⑪时,尚无系统参考书可言,只能断断续续介绍一点思路。现在钱先生看到此书,也一定会欣喜万分。

您要写的和已写的几本书^⑫,都是十分重要的。我深信,以 AI 和 Pattern Recognition^⑬为带头的这门新学科,将为人类迈进智能化时期做出奠基性贡献。

希望有机会见到您。敬颂
大安

宋 健

1988 年 2 月 8 日

注释:

^{*} 这是时任国务委员兼国家科委主任的中国科学院院士、中国工程院院士宋健教授 1988 年 2 月 8 日给蔡自兴教授的亲笔信。

^① 指由傅京孙、蔡自兴、徐光祐编著的《人工智能及其应用》一书,该书于 1987 年 9 月由清华大学出版社出版后,受到专家与读者的好评。该书第 1 版和第 2 版共已印刷 10 多次,超过 10 万册。



② 傅京孙(King-Sun Fu),美国国家工程科学院院士,美国普度大学教授,我国清华大学、北京大学和复旦大学等校名誉教授。蔡自兴同志等曾在他指导和合作下进行人工智能和机器人学研究。

③ 徐光祐,清华大学计算机科学与技术系教授,也曾傅教授指导下进行人工智能和模式识别研究。

④ 在傅教授指导下,蔡自兴和徐光祐抓紧时间,1984 年在美国普度大学编出该书。

⑤ 戴汝为,中国科学院院士,中国科学院自动化研究所研究员,《工程控制论》译者,也曾作为访问学者,在傅先生指导与合作下进行模式识别与人工智能研究。

⑥ 美国普度大学。戴、徐、蔡等曾于 20 世纪 80 年代作为访问学者,先后在该校进修及研究。

⑦ 常迺,中国科学院学部委员(院士)、清华大学教授。

⑧ 胡启恒,原中国科学院副院长、中国自动化学会理事长、中国计算机学会理事长、中国科学院自动化研究所所长。中国工程院院士。

⑨ 人工智能与模式识别,两个高技术领域。

⑩ 钱学森教授,原中国科学技术协会主席,全国政协副主席。中国科学院院士。

⑪ 《工程控制论》,钱学森著,曾获中国科学院 1956 年度一等科学奖金。其修订版(1980,科学出版社)系由钱学森、宋健合著。

⑫ 指蔡自兴教授编著的《人工智能及其应用》、《机器人原理及其应用》及《智能控制》等。这些著作曾先后获得国家级和省部级奖励。

第三版 序

本书第二版 1996 年发行以来,受到了广泛的欢迎,许多院校用作教材或教科书,这足以表明,人工智能学科所受到的广泛重视与认可。同时,人工智能学科又取得了许多重要的进展,出现了许多新的研究成果。

从总的方面来说,人工智能领域加强了从人类智能与生命现象中吸取养分的趋向。例如,表现在人工生命、进化计算与计算智能的迅速发展。另外,这一学科也加快了向分布式系统与复杂系统靠拢的步伐,表现在分布系统与 Agent 的发展。从应用方面看,智能化的应用更为深入,影响更为广泛,表现在知识发现、数据挖掘等领域的兴起。值得一提的是,很少有学科像人工智能学科那样有那么多争论。各种学派在不同时期,不同的方面,各领风骚,而各种学派的争论使人工智能学科的发展更趋完善。这些都说明人工智能学科正在向纵深发展。

本书的第三版正是在这样的背景下进行修改、补充的。在第三版中不仅对第二版进行了精简与修正,更重要的是补充了许多新的内容。除了对传统人工智能的知识表示方法和搜索推理技术作系统介绍外,还补充了不少最新的技术进展,如对计算智能进行了系统的阐述;增加了分布式人工智能与 Agent 系统、进化计算、知识发现和数据挖掘等内容,同时,也对各种学派的认知观作了概括介绍。这些都说明本书对人工智能发展的趋势把握得相当准确,也使新版对最新的技术进展介绍得更为及时。

我相信本书第三版会继续得到广大读者的喜爱。

李衍达

2003 年 3 月 28 日

只有依靠智能才能解决的问题，而这些问题，许多在目前是无法解决的。此外，人工智能向各领域的渗透，将会给一些领域带来革命性的变化，如智能机器人和智能控制，等等。这就是为什么许多人工智能专家在曲折的道路上，尽管遇到各种困难而仍在不断坚持努力工作的原因。

本书的出版与修订正是在这一背景下进行的。十年前，本书是作者在美国国家工程科学院院士、普度大学教授傅京孙先生的指导和鼓励下编写的，其目的，一是为计算机科学家和工程师们提供一些人工智能的技术和基础知识；二是填补人工智能理论与实践的间隙。实际上，促进人工智能学科的传播，将人工智能的研究与应用相结合，正是促进人工智能学科发展的最重要途径之一。我想，本书的第一版受到广大读者的欢迎，曾3次印刷，应该说已实现了编写的目标。中国科学院院士常迺教授生前也对本书的出版给予热情的指导与支持。本书的修订将是对这两位生前曾对人工智能和模式识别学科热情支持，起过重大推动作用的院士的最好纪念。从本书的第一版到现在已经有十年了。十年来，人们对人工神经网络、机器学习的研究，对知识工程、专家系统的理论与应用研究，以及近年来对人工智能的反思及讨论，都有很大的进展。因此，很有必要对第一版进行相应的补充与修订。在第二版中，作者不仅根据最新研究成果对原有内容进行了重大的增删，而且补充了许多新的内容。计有：人工神经网络，机器学习，自然语言理解，智能控制，人工智能的争论与展望等；对原有内容重新进行组织的包括：不确定性推理，系统组织技术等；根据最新进展重新进行增删的有：专家系统，机器人规划，机器视觉，人工智能编程语言等。除外，本书也注意介绍了应用所必需的编程语言、工具及应用示例等。因此，本书的特点是比较全面地介绍了人工智能的基础知识与技术，做到材料新，易于理解，兼顾基础及应用。我认为，本书的修订，对人工智能学科的传播与应用是适时的，是符合广大读者需要的，因而，将对人工智能学科的发展作出它应有的贡献。

李衍达

1995年12月20日

前言

人工智能及其应用 (第三版)

人类在进入新世纪时对未来充满新的更大的希望。科技进步必将为各国的可持续发展提供根本保障,科技新成果必将在更大的广度和深度上造福于人类。人工智能学科及其“智能制品”的重要作用已为人们普遍共识。最近,中国教育部决定在中学开设“人工智能”新课程就是一个新的例证。

国际上人工智能研究作为一门前沿和交叉学科,伴随着世界社会进步和科技发展的步伐,与时俱进,在过去十多年中已取得长足的进展。在国内,人工智能已得到迅速传播与发展,并促进了其他学科的发展。吴文俊院士的定理证明的几何方法就是一个例证和代表性成果。20年前,我们作为访问学者,在美国普度大学与美国国家工程科学院院士傅京孙教授合作研究人工智能,并在他的指导下编写了《人工智能及其应用》。该书也为我国人工智能的发展做出了应有的贡献。在首版序言中,傅先生曾指出编写该书的目的有二:其一,为计算机科学家和工程师们提供一些人工智能的技术和基础知识;其二,填补人工智能理论与实践的间隙。我们始终遵循这些宗旨来修订本书的第二版和第三版,并力求反映人工智能研究和应用的最新进展。

本书第三版本科生用书共11章。第1章叙述人工智能的概况,列举出人工智能的研究与应用领域。第2章和第3章研究传统人工智能的知识表示方法和搜索推理技术。第4章和第5章初步阐述了计算智能的基本知识,包含神经计算、模糊计算、进化计算和人工生命诸多内容。第6章~第10章比较详细地讨论了人工智能的主要应用,包括专家系统、机器学习、自动规划、艾真体(Agent)和自然语言理解等。第11章评述近年来关于人工智能的争论,讨论人工智能对人类经济、社会和文化的影响,展望人工智能的发展。与第二版相比,第三版中的许多内容都是第一次出现的,如分布式人工智能与艾真体、计算智能与进化计算以及知识发现和数据挖掘等。其他章节也在第二版的基础上作了相应的修改、精简或补充。

本书可作为高等院校有关专业高年级学生的人工智能课程教材,也可供从事人工智能研究与应用的科技工作者学习参考。研究生教材请使用本书的姊妹篇“研究生用书”。分别编著出版“本科生用书”和“研究生用书”是一种尝试,希望能够发挥更好的作用。

承蒙广大读者厚爱,本书第一版和第二版曾十多次印刷,共印刷10多

万册,被数百所院校用作教材或教学参考书。1992年3月,台湾儒林图书出版公司又在台北出版了本书的繁体字版,向海外发行。我国科技教育界的许多领导和专家以及国外一些教授,对本书给予了充分肯定。部分专家和读者以及我们的学生还对本书提出不少有益的修订建议。1988年2月,时任国务委员兼国家科委主任的中国科学院院士和中国工程院院士宋健教授,在极其繁忙的国务活动中,亲笔致函蔡自兴同志,对本书作出很高评价,体现出他对发展我国人工智能的关注和对作者的鼓励。事隔15年后,在本书第三版中公开发表这封信,仍然具有重要的指导意义。1993年5月,宋健主任又赐寄题词“人智能则国智,科技强则国强”,很好地阐明了人工智能与提高民族素质、增强科技实力和建设现代化强国的辩证关系,也是对我们和全国人工智能工作者的殷切期望。本书第二版1996年出版发行后,继续受到广大高校师生的欢迎和专家教授的肯定。该书曾获1999年度国家教育部科技进步一等奖和2002年国际优秀作品奖,并与其他著作和成果一起获得2000年度中国高校自然科学奖二等奖和省部级优秀教学成果奖一等奖。在本书的修订过程中,得到许多专家和读者的热情支持。现在,中国科学院院士、清华大学李衍达教授又在百忙中为本书第三版作序,中国工程院首任院长、全国政协副主席宋健院士同意发表他的亲笔来信,均使本书增添光彩。所有这些,都使作者深受鼓舞。在此,谨向诸位领导、专家和广大读者表示诚挚的感谢。

我们还要衷心感谢中南大学、清华大学和清华大学出版社的有关领导和专家。如果没有他们的大力支持与合作,本书第三版就不可能迅速与读者见面。

修订本书第三版时,参考了我国“人工智能”课程教学大纲和美国2001年Intelligent Systems教学大纲。从新世纪开始,美国的Artificial Intelligence课程的知识点已为更广泛的Intelligent Systems学科知识点所代替。

我们要特别感谢国内外人工智能专著、教材和许多高水平论文报告的作者们,他们是高济、何华灿、何新贵、何志均、陆汝钤、邵军力、施鹏飞、史忠植、宋健、涂序彦、王士同、王永庆、吴文俊、张�钊以及A. Cawsey, J. Durkin, E. A. Feigenbaum, C. S. G. Lee, Z. Michalewics, N. J. Nilsson, P. Norvig, E. Rich, S. J. Russell, G. N. Saridis, A. V. Timofeev和P. H. Winston等教授。他们的作品或与他们的讨论为我们修订本书提供了丰富营养,使我们受益匪浅。我们在本书中引用了他们的部分材料,使本书能够取各家之长,较全面地反映人工智能各个研究领域的最新进展。龚涛、魏世勇等同志打印了本书部分书稿。对于他们的帮助,我们也深表谢意。

本书第三版除第五章由蔡竞峰编写以外,全书由蔡自兴教授执笔、徐光祐教授审阅。由于作者学识有限,修订时间又较为紧迫,加上人工智能发展很快,对有些新领域我们尚不够熟悉,因此,书中不妥和错误之处在所难免。我们诚恳地希望各位专家和读者不吝指教和帮助。对此,我们将深为感激。

在教育部“新世纪网络课程建设工程”的支持下,以本书为蓝本开发了“人工智能网络课程”,并已通过教育部组织的专家验收和质量认证。该网络课程由教育部组织上网服务,可与本书配套使用。

蔡自兴 徐光祐

2003年2月26日



蔡自兴 1962年毕业于西安交通大学电机工程系工业电气化与自动化专业。1983至1985年为美国普度(Purdue)大学和内华达大学(UNR)访问学者。1988年10月至1989年8月任中国科学院自动化研究所客座研究员。1989年9月至1990年5月任北京大学信息科学中心客座研究员。1992年至1993年为美国伦塞勒工学院(RPI)客座教授。现任中南大学信息科学与工程学院学位委员会主席、首席教授、博士生导师,联合国专家,纽约科学院院士,中国人工智能学会副理事长,智能机器人分会名誉理事长,中国计算机学会人工智能与模式识别专业委员会委员,中国自动化学会理事,IEEE高级会员和全国政协委员等职,曾任湖南省政协副主席。

蔡自兴教授的主要研究领域为人工智能、机器人学和智能控制等。1985年,在国际上首创机器人规划专家系统。1986年,在国际上首次提出智能控制的四元交集结构理论。1989年,提出智能控制学科体系的初步框架。已在国内外发表论文400多篇,出版专著和教材20部,如《人工智能及其应用》、《机器人学》、《智能控制》和《Intelligent Control: Principles, Techniques and Applications》等。他主持和参加国家级和省部级科教研究10多项,其中获国家级奖励2项,省部级奖励7项,其他奖励5项。



徐光祐 1963年毕业于清华大学自动控制系，后留校任教至今。1982至1984年为美国普度（Purdue）大学访问学者。1989年起为清华大学计算机系教授，1992年起为博士生导师。1985至1996年任清华大学计算机系信息处理和应用教研室主任。1993年11月至1994年5月任美国依利诺斯大学Beckman研究所访问教授。现为清华大学计算机系责任教授。已主持完成国家自然科学基金项目4项（其中一项为重点），国家863项目8项，国家科技攻关项目5项。得到国家和部委科技进步一、二等奖、光华科技二等奖等8项奖励。现为IEEE高级会员，国际测量学会IMEKO TC-17中国代表，中国图象图形学会多媒体技术委员会主席，《中国图象图形学报》副主编。出版了《人工智能及其应用》、《软磁盘驱动器》、《多媒体个人计算机》等多部学术著作。在国内外学术刊物和会议上已发表学术论文200余篇。目前主要研究领域为计算机视觉、移动机器人视觉导航、自然的人机交互和多媒体计算等。

目 录

前沿学科的最精彩成就	宋 健	2
第三版序	李衍达	5
第二版序	李衍达	7
前言	蔡自兴 徐光祐	9
 第 1 章 绪论		1
1.1 人工智能的定义与发展		1
1.1.1 人工智能的定义		1
1.1.2 人工智能的起源与发展		2
1.2 人类智能与人工智能		4
1.2.1 智能信息处理系统的假设		4
1.2.2 人类智能的计算机模拟		7
1.3 人工智能各学派的认知观		8
1.4 人工智能的研究与应用领域		9
1.4.1 问题求解		10
1.4.2 逻辑推理与定理证明		10
1.4.3 自然语言理解		11
1.4.4 自动程序设计		11
1.4.5 专家系统		12
1.4.6 机器学习		12
1.4.7 神经网络		13
1.4.8 机器人学		14
1.4.9 模式识别		15
1.4.10 机器视觉		16
1.4.11 智能控制		17
1.4.12 智能检索		17
1.4.13 智能调度与指挥		18
1.4.14 分布式人工智能与 Agent		18
1.4.15 计算智能与进化计算		19
1.4.16 数据挖掘与知识发现		20

1.4.17 人工生命	21
1.4.18 系统与语言工具	21
1.5 本书概要	22
习题	23
第2章 知识表示方法	24
2.1 状态空间法	24
2.1.1 问题状态描述	24
2.1.2 状态图示法	26
2.2 问题归约法	28
2.2.1 问题归约描述	28
2.2.2 与或图表示	30
2.3 谓词逻辑法	33
2.3.1 谓词演算	33
2.3.2 谓词公式	35
2.3.3 置换与合一	37
2.4 语义网络法	38
2.4.1 二元语义网络的表示	39
2.4.2 多元语义网络的表示	41
2.4.3 语义网络的推理过程	41
2.5 框架表示	44
2.5.1 框架的构成	45
2.5.2 框架的推理	47
2.6 剧本表示	48
2.6.1 剧本的构成	48
2.6.2 剧本的推理	49
2.7 过程表示	51
2.8 小结	52
习题	53
第3章 搜索推理技术	55
3.1 图搜索策略	55
3.2 盲目搜索	57
3.2.1 宽度优先搜索	57
3.2.2 深度优先搜索	59
3.2.3 等代价搜索	61
3.3 启发式搜索	62
3.3.1 启发式搜索策略和估价函数	62

3.3.2 有序搜索	63
3.3.3 A* 算法	66
3.4 消解原理	68
3.4.1 子句集的求取	68
3.4.2 消解推理规则	71
3.4.3 含有变量的消解式	71
3.4.4 消解反演求解过程	72
3.5 规则演绎系统	75
3.5.1 规则正向演绎系统	76
3.5.2 规则逆向演绎系统	81
3.5.3 规则双向演绎系统	84
3.6 产生式系统	85
3.6.1 产生式系统的组成	85
3.6.2 产生式系统的推理	88
3.6.3 产生式系统举例	90
3.7 系统组织技术	94
3.7.1 议程表	94
3.7.2 黑板法	95
3.7.3 Δ -极小搜索法	96
3.8 不确定性推理	96
3.8.1 关于证据的不确定性	96
3.8.2 关于结论的不确定性	97
3.8.3 多个规则支持同一事实时的不确定性	98
3.9 非单调推理	100
3.9.1 缺省推理	100
3.9.2 非单调推理系统	102
3.10 小结	105
习题	106
第4章 计算智能(1):神经计算 模糊计算	109
4.1 概述	109
4.2 神经计算	111
4.2.1 人工神经网络研究的进展	111
4.2.2 人工神经网络的结构	112
4.2.3 人工神经网络的典型模型	114
4.2.4 基于神经网络的知识表示与推理	116
4.3 模糊计算	119
4.3.1 模糊集合、模糊逻辑及其运算	119

4.3.2 模糊逻辑推理	121
4.3.3 模糊判决方法	123
4.4 小结	125
习题	126
第5章 计算智能(2): 进化计算 人工生命	128
5.1 遗传算法	128
5.1.1 遗传算法的基本机理	129
5.1.2 遗传算法的求解步骤	131
5.2 进化策略	136
5.2.1 进化策略的算法模型	137
5.2.2 进化策略和遗传算法的区别	138
5.3 进化编程	138
5.3.1 进化编程的机理与表示	139
5.3.2 进化编程的步骤	140
5.4 人工生命	141
5.4.1 人工生命研究的起源和发展	141
5.4.2 人工生命的定义和研究意义	142
5.4.3 人工生命的研究内容和方法	144
5.4.4 人工生命的实例	146
5.5 小结	147
习题	148
第6章 专家系统	149
6.1 专家系统概述	149
6.1.1 专家系统的特点	149
6.1.2 专家系统的类型	150
6.1.3 专家系统的结构和建造步骤	153
6.2 基于规则的专家系统	156
6.3 基于框架的专家系统	157
6.4 基于模型的专家系统	160
6.5 新型专家系统	162
6.5.1 新型专家系统的特征	162
6.5.2 分布式专家系统	163
6.5.3 协同式专家系统	166
6.6 专家系统设计	167
6.6.1 专家知识的描述	167
6.6.2 知识的使用和决策解释	170



6.7 专家系统开发工具	172
6.8 小结	174
习题	175
第7章 机器学习	176
7.1 机器学习的定义和发展历史	176
7.1.1 机器学习的定义	176
7.1.2 机器学习的发展史	177
7.2 机器学习的主要策略与基本结构	179
7.2.1 机器学习的主要策略	179
7.2.2 机器学习系统的基本结构	179
7.3 机械学习	181
7.4 归纳学习	183
7.4.1 归纳学习的模式和规则	183
7.4.2 归纳学习方法	185
7.5 类比学习	186
7.5.1 类比推理和类比学习形式	187
7.5.2 类比学习过程与研究类型	188
7.6 解释学习	189
7.6.1 解释学习过程和算法	189
7.6.2 解释学习举例	190
7.7 神经学习	191
7.7.1 基于反向传播网络的学习	191
7.7.2 基于 Hopfield 网络的学习	197
7.8 知识发现	201
7.8.1 知识发现的发展和定义	202
7.8.2 知识发现的处理过程	203
7.8.3 知识发现的方法	204
7.8.4 知识发现的应用	206
7.9 小结	208
习题	208
第8章 自动规划	210
8.1 机器人规划的作用与任务	210
8.1.1 规划的作用与问题分解途径	211
8.1.2 机器人规划系统的任务与方法	212
8.2 积木世界的机器人规划	214
8.2.1 积木世界的机器人问题	214

8.2.2	用 F 规则求解规划序列	215
8.3	STRIPS 规划系统	217
8.3.1	STRIPS 系统的组成	218
8.3.2	STRIPS 系统规划过程	218
8.3.3	含有多重解答的规划	221
8.4	具有学习能力的规划系统	224
8.4.1	PULP-I 系统的结构与操作方式	225
8.4.2	PULP-I 系统的世界模型和规划结果	226
8.5	分层规划	228
8.5.1	长度优先搜索	228
8.5.2	NOAH 规划系统	228
8.6	基于专家系统的机器人规划	231
8.6.1	系统结构和规划机理	231
8.6.2	ROPES 机器人规划系统	233
8.7	小结	237
	习题	237
第 9 章	Agent(艾真体)	240
9.1	分布式人工智能	240
9.2	Agent 及其要素	241
9.3	艾真体的结构	244
9.3.1	艾真体的结构特点	244
9.3.2	艾真体的结构分类	245
9.4	艾真体通信	248
9.4.1	通信的过程	248
9.4.2	艾真体通信的类型和方式	252
9.4.3	交谈的规划与实现	254
9.4.4	艾真体的通信语言	256
9.5	多艾真体系统	257
9.5.1	多艾真体系统的模型和结构	257
9.5.2	多艾真体系统的协作、协商和协调	259
9.5.3	多艾真体系统的学习与规划	262
9.5.4	多艾真体系统的研究和应用领域	263
9.6	小结	264
	习题	265
第 10 章	自然语言理解	266
10.1	语言及其理解的一般问题	266

10.1.1 语言与语言理解	266
10.1.2 自然语言理解研究的进展	268
10.1.3 自然语言理解过程的层次	269
10.2 句法和语义的自动分析	270
10.2.1 句法模式匹配和转移网络	270
10.2.2 扩充转移网络	271
10.2.3 词汇功能语法(LFG)	274
10.2.4 语义的解析	275
10.3 句子的自动理解	277
10.3.1 简单句的理解方法	277
10.3.2 复合句的理解方法	280
10.4 语言的自动生成	281
10.5 自然语言理解系统应用举例	282
10.5.1 自然语言自动理解系统	282
10.5.2 自然语言问答系统	284
10.6 小结	285
习题	286
第 11 章 人工智能的争论与展望	288
11.1 人工智能的争论	288
11.1.1 对人工智能理论的争论	288
11.1.2 对人工智能方法的争论	289
11.1.3 对人工智能技术路线的争论	289
11.2 人工智能对人类的影响	290
11.2.1 人工智能对经济的影响	290
11.2.2 人工智能对社会的影响	291
11.2.3 人工智能对文化的影响	292
11.3 对人工智能的展望	293
11.3.1 更新的理论框架	294
11.3.2 更好的技术集成	294
11.3.3 更成熟的应用方法	295
11.4 结束语	296
习题	296
参考文献	297

第1章 绪论

本章首先介绍人工智能的定义、发展概况及相关学派及其认知观,接着讨论人工智能的研究和应用领域,最后简介本书的主要内容和编排方式。

1.1 人工智能的定义与发展

40多年来,人工智能获得很大发展,已引起众多学科和不同专业背景学者们的日益重视,成为一门广泛的交叉和前沿科学。近十年来,现代计算机的发展已能够存储极其大量的信息,进行快速信息处理,软件功能和硬件实现均取得长足进步,使人工智能获得进一步的应用。尽管目前人工智能在发展过程中面临不少争论、困难和挑战,然而这些争论是十分有益的,这些困难终将被解决,这些挑战始终与机遇并存,并将推动人工智能的继续发展。可以预言:人工智能的研究成果将能够创造出更多、更高级的智能“制品”,并使之在越来越多的领域超越人类智能;人工智能将为发展国民经济和改善人类生活作出更大贡献。

1.1.1 人工智能的定义

像许多新兴学科一样,人工智能至今尚无统一的定义,要给人工智能下一个准确的定义是困难的。人类的自然智能(人类智能)伴随着人类活动时处处存在。人类的许多活动,如下棋、竞技、解答题、猜谜语、进行讨论、编制计划和编写计算机程序,甚至驾驶汽车和骑自行车等等,都需要“智能”。如果机器能够执行这种任务,就可以认为机器已具有某种性质的“人工智能”。不同科学或学科背景的学者对人工智能有着不同的理解,提出不同的观点,人们称这些观点为符号主义(symbolism)、连接主义(connectionism)和行为主义(actionism)等,或者叫做逻辑学派(logicism)、仿生学派(bionicsism)和生理学派(physiologism)。此外还称它们为计算机学派、心理学派和语言学派等。本章1.3节将综述各学派的基本观点。这里,结合我们自己的理解来定义人工智能。这些定义是比较狭义的。

定义 1.1(智能机器(intelligent machine)) 能够在各类环境中自主地或交互地执行各种拟人任务(anthropomorphic task)的机器。

定义 1.2(人工智能(学科)) 人工智能(学科)是计算机科学中涉及研究、设计和应用智能机器的一个分支。其近期的主要目标在于研究用机器来模仿和执行人脑的某些智力功能,并开发相关理论和技术。

定义 1.3(人工智能(能力)) 人工智能(能力)是智能机器所执行的通常与人类智能有关的智能行为,如判断、推理、证明、识别、感知、理解、通信、设计、思考、规划、学习和问题求解等思维活动。

为了让读者对人工智能的定义进行讨论,以便更深刻地理解人工智能,下面综述其他几种关于人工智能的定义。

定义 1.4 人工智能是一种使计算机能够思维、使机器具有智力的激动人心的新尝试(Haugeland,1985)。

定义 1.5 人工智能是那些与人的思维、决策、问题求解和学习等有关活动的自动化(Bellman,1978)。

定义 1.6 人工智能是用计算模型进行研究的智力行为(Charniak 和 McDermott, 1985)。

定义 1.7 人工智能是研究那些使理解、推理和行为成为可能的计算(Winston, 1992)。

定义 1.8 人工智能是一种能够执行需要人的智能的创造性机器的技术(Kurzweil, 1990)。

定义 1.9 人工智能研究如何通过使计算机做事而让人过得更好(Rick 和 Knight, 1991)。

定义 1.10 人工智能是一门通过计算过程力图理解和模仿智能行为的学科(Schalkoff,1990)。

定义 1.11 人工智能是计算机科学中与智能行为的自动化有关的一个分支(Luger 和 Stubblefield,1993)。

其中,定义 1.4 和定义 1.5 涉及拟人思维;定义 1.6 和定义 1.7 与理性思维有关;定义 1.8 和定义 1.9 涉及拟人行为;定义 1.10 和定义 1.11 与拟人理性行为有关。

1.1.2 人工智能的起源与发展

时代思潮直接帮助科学家去研究某些现象。对于人工智能的发展来说,20 世纪 30 年代和 40 年代的智能界,发现了两件最重要的事:数理逻辑(它从 19 世纪末起就获得迅速发展)和关于计算的新思想。弗雷治(Frege)、怀特赫德(Whitehead)、罗素(Russell)和塔斯基(Tarski)以及另外一些人的研究表明,推理的某些方面可以用比较简单的结构加以形式化。1913 年,年仅 19 岁的维纳(Wiener)在他的论文中把数理关系理论简化为类理论,为发展数理逻辑作出了贡献,并向机器逻辑迈进一步,与后来图灵(Turing)提出的逻辑机不谋而合。数理逻辑仍然是人工智能研究的一个活跃领域,其部分原因是由于一些逻辑-演绎系统已经在计算机上实现过。不过,即使在计算机出现之前,逻辑推理的数学公式就为人们建立了计算与智能关系的概念。

丘奇(Church)、图灵和其他一些人关于计算本质的思想,提供了形式推理概念与即将发明的计算机之间的联系。在这方面的重点工作是关于计算和符号处理的理论概念。第一批数字计算机(实际上为数字计算器)看来不包含任何真实智能。早在这些机器设计之前,丘奇和图灵就已发现,数字并不是计算的主要方面,它们仅仅是一种解释机器内部

状态的方法。被称为人工智能之父的图灵,不仅创造了一个简单的通用的非数字计算模型,而且直接证明了计算机可能以某种被理解为智能的方法工作。道格拉斯·霍夫施塔特(Douglas Hofstadter)在1979年写的《永恒的金带》(An Eternal Golden Braid)一书中对这些逻辑和计算的思想以及它们与人工智能的关系给予了透彻而又引人入胜的解释。

到了20世纪50年代,人工智能已躁动于人类科技社会的母胎,即将分娩。1956年夏季,年轻的美国学者麦卡锡(McCarthy)、明斯基(Minsky)、朗彻斯特(Lochester)和香农(Shannon)共同发起,邀请莫尔(More)、塞缪尔(Samuel)、纽厄尔(Newell)和西蒙(Simon)等人参加在美国的达特茅斯(Dartmouth)大学举办的一次长达两个月的研讨会,认真而热烈地讨论了用机器模拟人类智能的问题。会上,首次使用了人工智能这一术语。这是人类历史上第一次人工智能研讨会,标志着人工智能学科的诞生,具有十分重要的历史意义。这些从事数学、心理学、信息论、计算机和神经学研究的年轻学者,后来绝大多数都成为著名的人工智能专家,40多年来为人工智能的发展作出了重要贡献。

1969年召开了第一届国际人工智能联合会议(International Joint Conference on AI, IJCAI),此后每两年召开一次;1970年“International Journal of AI”创刊。这些对开展人工智能国际学术活动和交流、促进人工智能的研究与发展起到积极的作用。

值得一提的是控制论思想对人工智能早期研究的影响。正如艾伦·纽厄尔(Allen Newell)和赫伯特·西蒙(Herbert Simon)1972年在他们的著作《人类问题求解》(Human Problem Solving)的“历史补篇”中指出的那样,20世纪中叶人工智能的奠基者们在人工智能研究中出现了几股强有力的思潮。维纳(Wiener)、麦克洛克(McCulloch)和其他一些人提出的控制论和自组织系统的概念集中讨论了“局部简单”系统的宏观特性。尤其重要的是,1948年维纳发表的控制论(或动物与机器中的控制与通信)论文,不但开创了近代控制论,而且为人工智能的控制论学派(即行为主义学派)树立了新的里程碑。我国科学家钱学森提出的“工程控制论”开辟了控制论的新分支,是对控制论的重大贡献。控制论影响了许多领域,因为控制论的概念跨接了许多领域,把神经系统的工作原理与信息理论、控制理论、逻辑以及计算联系起来。控制论的这些思想是时代思潮的一部分,而且在许多情况下影响了很多早期和近期人工智能工作者,成为他们的指导思想。

最终把这些不同思想连接起来的是由巴贝奇(Babbage)、图灵、冯·诺依曼(von Neumann)和其他一些人所研制的计算机本身。在机器的应用成为可行之后不久,人们就开始试图编写程序以解决智力测验难题、下棋以及把文本从一种语言翻译成另一种语言。这是第一批人工智能程序。对于计算机来说,促使人工智能发展的是什么?出现在早期设计中的许多与人工智能有关的计算概念,包括存储器和处理器的概念、系统和控制的概念以及语言的程序级别的概念。不过,引起新学科出现的新机器的惟一特征是这些机器的复杂性,它促进了对描述复杂过程方法的新的更直接的研究(采用复杂的数据结构和具有数以百计的不同步骤的过程来描述这些方法)。

30多年来,人工智能的应用研究取得了明显进展。首先,专家系统(expert system)显示出强大的生命力。被誉为“专家系统和知识工程之父”的费根鲍姆(Feigenbaum)所领导的研究小组于1968年研究成功第一个专家系统 DENDRAL,用于质谱仪分析有机化合物的分子结构。1972—1976年,费根鲍姆小组又开发成功 MYCIN 医疗专家系统,

用于抗生素药物治疗。此后,许多著名的专家系统,如 PROSPECTOR 地质勘探专家系统、CASNET 青光眼诊断治疗专家系统、RI 计算机结构设计专家系统、MACSYMA 符号积分与定理证明专家系统、ELAS 钻井数据分析专家系统和 ACE 电话电缆维护专家系统等被相继开发,为工矿数据分析处理、医疗诊断、计算机设计、符号运算和定理证明等提供了强有力的工具。1977 年,费根鲍姆进一步提出了知识工程(knowledge engineering)的概念。整个 20 世纪 80 年代,专家系统和知识工程在全世界得到迅速发展。在开发专家系统的过程中,许多研究者获得共识,即人工智能系统是一个知识处理系统,而知识表示、知识利用和知识获取则成为人工智能系统的三个基本问题。

近十多年来,机器学习、计算智能、人工神经网络等和行为主义的研究深入开展,形成高潮。同时,不同人工智能学派之间的争论也非常激烈。这些都推动了人工智能研究的进一步发展。

我国的人工智能研究起步较晚。纳入国家计划的研究(“智能模拟”)始于 1978 年;1984 年召开了智能计算机及其系统的全国学术讨论会;1986 年起把智能计算机系统、智能机器人和智能信息处理(含模式识别)等重大项目列入国家高技术研究计划;1993 年起,又把智能控制和智能自动化等项目列入国家科技攀登计划。进入 21 世纪后,已有更多的人工智能与智能系统研究获得各种基金计划支持。1981 年起,相继成立了中国人工智能学会(CAAI)、全国高校人工智能研究会、中国计算机学会人工智能与模式识别专业委员会、中国自动化学会模式识别与机器智能专业委员会、中国软件行业协会人工智能协会、中国智能机器人专业委员会、中国计算机视觉与智能控制专业委员会以及中国智能自动化专业委员会等学术团体。1989 年首次召开的中国人工智能联合会议(CJCAI)至今已召开 7 次。已有 10 来部国内编著的具有知识产权的人工智能专著和教材公开出版,其中,本书即已发行 10 万多册。《模式识别与人工智能》杂志于 1987 年创刊。中国的科技工作者已在人工智能领域取得许多具有国际领先水平的创造性成果。其中,尤以吴文俊院士关于几何定理证明的“吴氏方法”最为突出,已在国际上产生重大影响,并与袁隆平院士的“杂交水稻”一起荣获 2001 年国家科学技术最高奖励。现在,我国已有数以万计的科技人员和大学师生从事不同层次的人工智能研究与学习,人工智能研究已在我国深入开展,它必将为促进其他学科的发展和我国的现代化建设作出新的重大贡献。

1.2 人类智能与人工智能

人类的认知过程是一个非常复杂的行为,至今仍未能被完全解释。人们从不同的角度对它进行研究,从而形成诸如认知生理学、认知心理学和认知工程学等相关学科。对这些学科的深入研究已超出本书范围。这里,我们仅讨论几个与人工智能有密切关系的问题。

1.2.1 智能信息处理系统的假设

人的心理活动具有不同的层次,它可与计算机的层次相比较,见图 1.1。心理活动的最高层级是思维策略,中间一层是初级信息处理,最低层级为生理过程,即中枢神经系统、

神经元和大脑的活动。与此相应的是计算机的程序、语言和硬件。

研究认知过程的主要任务是探求高层次思维决策与初级信息处理的关系,并用计算机程序来模拟人的思维策略水平,而用计算机语言模拟人的初级信息处理过程。

令 T 表示时间变量, x 表示认知操作(cognitive operation), x 的变化 Δx 为当时机体状态 S (机体的生理和心理状态以及脑子里的记忆等)和外界刺激 R 的函数。当外界刺激作用到处于某一特定状态的机体时,便发生变化,即

$$\left. \begin{aligned} T &\rightarrow T + 1, \\ x &\rightarrow x + \Delta x, \\ \Delta x &= f(S, R). \end{aligned} \right\} \quad (1.1)$$

计算机也以类似的原理进行工作。在规定时间内,计算机存储的记忆相当于机体的状态;计算机的输入相当于机体施加的某种刺激。在得到输入之后,计算机便进行操作,使得其内部状态随时间发生变化。可以从不同的层次来研究这种计算机系统。这种系统以人的思维方式为模型进行智能信息处理(intelligent information processing)。显然,这是一种智能计算机系统。设计适用于特定领域的这种高水平智能信息处理系统,是研究认知过程的一个具体而又重要的目标。例如,一个具有智能信息处理能力的自动控制系统就是一个智能控制系统,它可以是专家控制系统,或者是智能决策系统等。

可以把人看成是一个智能信息处理系统。

信息处理系统又叫符号操作系统(symbol operation system)或物理符号系统(physical symbol system)。所谓符号就是模式(pattern)。任一模式,只要它能与其他模式相区别,就是一个符号。例如,不同的汉语拼音字母或英文字母就是不同的符号。对符号进行操作就是对符号进行比较,从中找出相同的和不同的符号。物理符号系统的基本任务和功能就是辨认相同的符号和区别不同的符号。为此,这种系统就必须能够辨别出不同符号之间的实质差别。符号既可以是物理符号,也可以是头脑中的抽象符号,或者是电子计算机中的电子运动模式,还可以是头脑中神经元的某些运动方式。一个完善的符号系统应具有下列6种基本功能:

- (1) 输入符号(input);
- (2) 输出符号(output);
- (3) 存储符号(store);
- (4) 复制符号(copy);
- (5) 建立符号结构:通过找出各符号间的关系,在符号系统中形成符号结构;
- (6) 条件性迁移(conditional transfer):根据已有符号,继续完成活动过程。

如果一个物理符号系统具有上述全部6种功能,能够完成这个全过程,那么它就是一个完整的物理符号系统。人能够输入信号,如用眼睛看,用耳朵听,用手触摸等。计算机也能通过卡片或纸带打孔、磁带或键盘打字等方式输入符号。人具有上述6种功能,现代

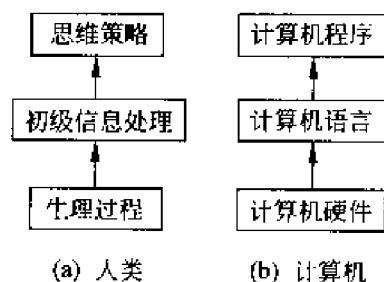


图 1.1 人类认知活动与计算机的比较

计算机也具备物理符号系统的这 6 种功能。

假设 任何一个系统,如果它能够表现出智能,那么它就必定能够执行上述 6 种功能。反之,任何系统如果具有这 6 种功能,那么它就能够表现出智能;这种智能指的是人类所具有的那种智能。把这个假设称为物理符号系统的假设。

物理符号系统的假设伴随三个推论,或称为附带条件。

推论 1.1 既然人具有智能,那么他(她)就一定是个物理符号系统。人之所以能够表现出智能,就是基于他(她)的信息处理过程。

推论 1.2 既然计算机是一个物理符号系统,它就一定能够表现出智能。这是人工智能的基本条件。

推论 1.3 既然人是一个物理符号系统,计算机也是一个物理符号系统,那么就能够用计算机来模拟人的活动。

值得指出的是,推论 1.3 并不一定是从推论 1.1 和推论 1.2 推导出来的必然结果。因为人是物理符号系统,具有智能;计算机也是一个物理符号系统,也具有智能,但它们可以用不同的原理和方式进行活动。所以,计算机并不一定都是模拟人的活动的,它可以编制出一些复杂的程序来求解方程式,进行复杂的计算。不过,计算机的这种运算过程未必就是人类的思维过程。

可以按照人类的思维过程来编制计算机程序,这项工作就是人工智能的研究内容。如果做到了这一点,就可以用计算机在形式上来描述人的思维活动过程,或者建立一个理论来说明人的智力活动过程。

人的认知活动具有不同的层次,对认知行为的研究也应具有不同的层次,以便不同学科之间的分工协作,联合攻关,早日解开人类认知本质之谜。可以从下列 4 个层次开展对认知本质的研究:

(1) 认知生理学 研究认知行为的生理过程,主要研究人的神经系统(神经元、中枢神经系统和大脑)的活动,是认知科学研究的底层。它与心理学、神经学、脑科学有着密切的关系,且与基因学、遗传学等有交叉联系。

(2) 认知心理学 研究认知行为的心理活动,主要研究人的思维策略,是认知科学研究的顶层。它与心理学有着密切的关系,且与人类学、语言学交叉。

(3) 认知信息学 研究人的认知行为在人体内的初级信息处理,主要研究人的认知行为如何通过初级信息自然处理,由生理活动变为心理活动及其逆过程,即由心理活动变为生理行为。这是认知活动的中间层,承上启下。它与神经学、信息学、计算机科学有着密切的关系,并与心理学、生理学有交叉关系。

(4) 认知工程学 研究认知行为的信息加工处理,主要研究如何通过以计算机为中心的人工信息处理系统,对人的各种认知行为(如知觉、思维、记忆、语言、学习、理解、推理、识别等)进行信息处理。这是研究认知科学和认知行为的工具,应成为现代认知心理学和现代认知生理学的重要研究手段。它与人工智能、信息学、计算机科学有着密切的关系,并与控制论、系统学等交叉。

只有开展大跨度的多层次、多学科交叉研究,应用现代智能信息处理的最新手段,认知科学才可能较快地取得突破性成果。



1.2.2 人类智能的计算机模拟

上面已经得出“能够用计算机来模拟人的活动”的结论,也就是说,能够用机器智能来模拟人类智能。机器智能的应用研究已取得可喜的进展,其前景令人鼓舞。

帕梅拉·麦考达克(Pamela McCorduck)在其著名的人工智能历史研究《机器思维》(Machines Who Think, 1979)中曾经指出:在复杂的机械装置与智能之间存在着长期的联系。从几世纪前出现的神话般的复杂巨钟和机械自动机开始,人们已对机器操作的复杂性与自身的智能活动进行直接联系。今天,新技术已使所建造的机器的复杂性大为提高。现代电子计算机要比以往的任何机器复杂几十倍、几百倍、几千倍、几万倍甚至几亿倍以上。

计算机的早期工作主要集中在数值计算方面。然而,人类最主要的智力活动并不是数值计算,而是在逻辑推理方面。物理符号系统假设的推论 1.1 也告诉人们,人有智能,所以是一个物理符号系统;推论 1.3 指出,可以编写出计算机程序去模拟人类的思维活动。这就是说,人和计算机这两个物理符号系统所使用的物理符号是相同的,因而计算机可以模拟人类的智能活动过程。计算机的确能够很好地执行许多智能功能,如下棋、证明定理、翻译语言文字和解决难题等。这些任务是通过编写与执行模拟人类智能的计算机程序来完成的。当然,这些程序只能接近于人的行为,而不可能与人的行为完全相同。此外,这些程序所能模拟的智能问题,其水平还是很有限的。

作为例子,我们来考虑下棋的计算机程序。1997 年以前的所有国际象棋程序是十分熟练的、具有人类专家棋手水平的最好实验系统,但是下得没有像人类国际象棋大师那样好。该计算机程序对每个可能的走步空间进行搜索,它能够同时搜索几千种走步。进行有效搜索的技术是人工智能的核心思想之一。不过,以前的计算机不能战胜最好的人类棋手,其原因在于:向前看并不是下棋所必须具有的一切,需要彻底搜索的走步又太多;在寻找和估计替换走步时并不能确信能够导致博弈的胜利。国际象棋大师们具有尚不能解释的能力。一些心理学家指出,当象棋大师们盯着一个棋位时,在他们的脑子里出现了几千盘重要的棋局;这大概能够帮助他们决定最好的走步。

近年来,智能计算机的研究取得许多重大进展。随着计算机技术日新月异的发展,包括自学习、并行处理、启发式搜索、机器学习、智能决策等人工智能技术已用于博弈程序设计,使“计算机棋手”的水平大为提高。1997 年 5 月,IBM 公司研制的深蓝(Deep Blue)智能计算机在 6 局比赛中以 2 胜 1 负 3 平的结果,战胜国际象棋大师卡斯帕洛夫(Kasparov)。人工智能的先驱们在 20 世纪 50 年代末提出的“在国际象棋比赛中,计算机棋手要战胜象棋冠军”的预言得以实现。这一成就表明:可以通过人脑与电脑协同工作,以人-机结合的模式,为解决复杂系统问题寻找解决方案。2003 年 1 月 26 日至 2 月 7 日,国际象棋人机大战在纽约举行。卡斯帕洛夫大师与比深蓝更强大的“小深”(Deep Junior)先后进行了 6 局比赛,以 1 胜 1 负 4 平的结果握手言和。这表明计算机棋手要完全战胜人类象棋大师,并非易事,尚需时日。

对神经型智能计算机的研究是又一个新的范例,其研究进展必将为模拟人类智能作出新的贡献。神经计算机(neural computer)能够以类似人类的方式进行“思考”,它力图

重建人脑的形象。据日本通产省(MITI)报道,对神经计算机系统的可行性研究早于1989年4月底完成,并提出了该系统的长期研究计划的细节。在美国、英国、中国和其他一些国家,都有众多的研究小组投入对神经网络和神经计算的研究,一个“神经网络热”已持续十多年。对量子计算机的研究也已起步。

人脑这个神奇的器官能够复制大量的交互作用,快速处理极其大量的信息,同时执行几项任务。迄今为止的所有计算机,基本上都未能摆脱冯·诺依曼机的结构,只能依次对单个问题进行“求解”。即使是并行处理计算机,其运行性能仍然十分有限。人们期望,对神经计算(neural computing)的研究将造出神经计算机,对量子计算(quantum computing)的研究将诞生量子计算机,以期大大提高信息处理能力,达到更高的人工智能水平。

1.3 人工智能各学派的认知观

目前人工智能的主要学派有下列三家:

(1) 符号主义(symbolicism),又称为逻辑主义(logicism)、心理学派(psychologism)或计算机学派(computerism),其原理主要为物理符号系统(即符号操作系统)假设和有限合理性原理。

(2) 连接主义(connectionism),又称为仿生学派(bionicsism)或生理学派(physiologism),其原理主要为神经网络及神经网络间的连接机制与学习算法。

(3) 行为主义(actionism),又称为进化主义(evolutionism)或控制论学派(cyberneticsism),其原理为控制论及感知-动作型控制系统。

他们对人工智能发展历史具有不同的看法。

1. 符号主义

认为人工智能源于数理逻辑。数理逻辑从19世纪末起就得以迅速发展,到20世纪30年代开始用于描述智能行为。计算机出现之后,又在计算机上实现了逻辑演绎系统。其有代表性的成果为启发式程序LT逻辑理论家,证明了38条数学定理,表明了可以应用计算机研究人的思维过程,模拟人类智能活动。正是这些符号主义者,早在1956年首先采用“人工智能”这个术语。后来又发展了启发式算法→专家系统→知识工程理论与技术,并在20世纪80年代取得很大发展。符号主义曾长期一枝独秀,为人工智能的发展作出重要贡献,尤其是专家系统的成功开发与应用,为人工智能走向工程应用和实现理论联系实际具有特别重要的意义。在人工智能的其他学派出现之后,符号主义仍然是人工智能的主流派别。这个学派的代表性人物有纽厄尔、肖、西蒙和尼尔逊(Nilsson)等。

2. 连接主义

认为人工智能源于仿生学,特别是对人脑模型的研究。它的代表性成果是1943年由生理学家麦卡洛克(McCulloch)和数理逻辑学家皮茨(Pitts)创立的脑模型,即MP模型,开创了用电子装置模仿人脑结构和功能的新途径。它从神经元开始进而研究神经网络模



型和脑模型,开辟了人工智能的又一发展道路。20世纪60~70年代,连接主义,尤其是对以感知机(perceptron)为代表的脑模型的研究曾出现过热潮,由于受到当时的理论模型、生物原型和技术条件的限制,脑模型研究在20世纪70年代后期至80年代初期落人低潮。直到Hopfield教授在1982年和1984年发表两篇重要论文,提出用硬件模拟神经网络以后,连接主义才又重新抬头。1986年,鲁梅尔哈特(Rumelhart)等人提出多层网络中的反向传播(BP)算法。此后,连接主义势头大振,从模型到算法,从理论分析到工程实现,为神经网络计算机走向市场打下基础。现在,对人工神经网络(ANN)的研究热情仍然较高,但研究成果没有像预想的那样好。

3. 行为主义

认为人工智能源于控制论。控制论思想早在20世纪40~50年代就成为时代思潮的重要部分,影响了早期的人工智能工作者。维纳和麦克洛等人提出的控制论和自组织系统以及钱学森等人提出的工程控制论和生物控制论,影响了许多领域。控制论把神经系统的工作原理与信息理论、控制理论、逻辑以及计算机联系起来。早期的研究重点是模拟人在控制过程中的智能行为和作用,如对自寻优、自适应、自校正、自镇定、自组织和自学习等控制论系统的研究,并进行“控制论动物”的研制。到20世纪60~70年代,上述这些控制论系统的研究取得一定进展,播下智能控制和智能机器人的种子,并在20世纪80年代诞生了智能控制和智能机器人系统。行为主义是20世纪末才以人工智能新学派的面孔出现的,引起许多人的兴趣。这一学派的代表作首推布鲁克斯(Brooks)的六足行走机器人,它被看做是新一代的“控制论动物”,是一个基于感知-动作模式的模拟昆虫行为的控制系统。

以上三个人工智能学派将长期共存与合作,取长补短,并走向融合和集成,共同为人工智能的发展作出贡献。

1.4 人工智能的研究与应用领域

在大多数学科中存在着几个不同的研究领域,每个领域都有其特有的感兴趣的研究课题、研究技术和术语。在人工智能中,这样的领域包括自然语言处理、自动定理证明、智能数据检索系统、机器学习、模式识别、视觉系统、问题求解、人工智能方法和程序语言以及自动程序设计等。在过去的40多年中,已经建立了一些具有人工智能的计算机系统;例如,能够求解微分方程的、下棋的、设计分析集成电路的、合成人类自然语言的、检索情报的、诊断疾病以及控制太空飞行器、地面移动机器人和水下机器人的具有不同程度人工智能的计算机系统。

本书首先不是以这些应用研究领域来讨论人工智能,而是介绍人工智能的一些最基本的概念和基本原理,它们是后面几章中各种应用的基础。下面对人工智能研究和应用的讨论,试图把有关各个子领域直接联结起来,辨别某些方面的智能行为,并指出有关的人工智能研究和应用的状况。

值得指出的是,正如不同的人工智能子领域不是完全独立的一样,这里所要讨论的各



种智能特性也完全不是互不相关的。把它们分开来介绍只是为了便于指出现有的人工智能程序能够做些什么和还不能做什么。大多数人工智能研究课题都涉及许多(如果不是全部的话)智能领域。

1.4.1 问题求解

人工智能的第一大成是发展了能够求解难题的下棋(如国际象棋)程序。在下棋程序中应用的某些技术,如向前看几步,并把困难的问题分成一些比较容易的子问题,发展成为搜索和问题归约这样的人工智能基本技术。今天的计算机程序能够下锦标赛水平的各种方盘棋、十五子棋和国际象棋,并取得前面提到的计算机棋手战胜国际象棋冠军的成果。另一种问题求解程序把各种数学公式符号汇编在一起,其性能达到很高的水平,并正在为许多科学家和工程师所应用。有些程序甚至还能够用经验来改善其性能。1993年美国发布了一个叫做 MACSYMA 的软件,能够进行比较复杂的数学公式符号运算。

如前所述,这个问题中未解决的问题包括人类棋手具有的但尚不能明确表达的能力,如国际象棋大师们洞察棋局的能力。另一个未解决的问题涉及问题的原概念,在人工智能中叫做问题表示的选择。人们常常能够找到某种思考问题的方法从而使求解变得容易而最终解决该问题。到目前为止,人工智能程序已经知道如何考虑要解决的问题,即搜索解答空间,寻找较优的解答。

1.4.2 逻辑推理与定理证明

早期的逻辑演绎研究工作与问题和难题的求解相当密切。已经开发出的程序能够借助于对事实数据库的操作来“证明”断定;其中每个事实由分立的数据结构表示,就像数理逻辑中由分立公式表示一样。与人工智能的其他技术的不同之处是,这些方法能够完整地一致地加以表示。也就是说,只要本原事实是正确的,那么程序就能够证明这些从事实得出的定理,而且也仅仅是证明这些定理。

逻辑推理是人工智能研究中最持久的子领域之一。特别重要的是要找到一些方法,只把注意力集中在一个大型数据库中的有关事实上,留意可信的证明,并在出现新信息时适时地修正这些证明。

对数学中臆测的定理寻找一个证明或反证,确实称得上是一项智能任务。为此不仅需要有能力根据假设进行演绎的能力,而且需要某些直觉技巧。例如,为了求证主要定理而猜测应当首先证明哪一个引理。一个熟练的数学家运用他的(以大量专门知识为基础的)判断力能够精确地推测出某个科目范围内哪些前已证明的定理在当前的证明中是有用的,并把他的主问题归结为若干子问题,以便独立地处理它们。有几个定理证明程序已在有限的程度上具有某些这样的技巧。1976年7月,美国的阿佩尔(K. Appel)等人合作解决了长达124年之久的难题——四色定理。他们用3台大型计算机,花去1200小时CPU时间,并对中间结果进行人为反复修改达500多处。四色定理的成功证明曾轰动计算机界。我国人工智能大师吴文俊院士提出并实现了几何定理机器证明的方法,被国际上承认为“吴氏方法”,是定理证明的又一标志性成果。

定理证明的研究在人工智能方法的发展中曾经产生过重要的影响。例如,采用谓词



逻辑语言的演绎过程的形式化有助于更清楚地理解推理的某些子命题。许多非形式的工作,包括医疗诊断和信息检索都可以和定理证明问题一样加以形式化。因此,在人工智能方法的研究中定理证明是一个极其重要的论题。

1.4.3 自然语言理解

语言处理也是人工智能的早期研究领域之一,并引起进一步的重视。已经编写出能够从内部数据库回答问题的程序,这些程序通过阅读文本材料和建立内部数据库,能够把句子从一种语言翻译为另一种语言,执行给出的指令和获取知识等。有些程序甚至能够在一定程度上翻译从话筒输入的口头指令。尽管这些语言系统并不像人们在语言行为中所做的那样好,但是它们能够适合某些应用。那些能够回答一些简单询问和遵循一些简单指示的程序是这方面的初期成就,它们与机器翻译初期出现的故障一起,促使整个人工智能语言方法的彻底变革。人工智能在语言翻译与语音理解程序方面已经取得的成就,发展为人类自然语言处理的新概念。

当人们用语言互通信息时,他们几乎不费力气地进行着极其复杂却又只需要一点点理解的过程。然而要建立一个能够生成和“理解”哪怕是片断自然语言的计算机系统却是异常困难的。语言已经发展成为智能动物之间的一种通信媒介,它在某些环境条件下把一点“思维结构”从一个头脑传输到另一个头脑,而每个头脑都拥有庞大的高度相似的周围思维结构作为公共的文本。这些相似的、前后有关的思维结构中的一部分允许每个参与者知道对方也拥有这种共同结构,并能够在通信“动作”中用它来执行某些处理。语言的发展显然为参与者使用他们巨大的计算资源和公共知识来生成和理解高度压缩和流畅的知识开拓了机会。语言的生成和理解是一个极为复杂的编码和解码问题。

一个能够理解自然语言信息的计算机系统看起来就像一个人一样需要有上下文知识以及根据这些上下文知识和信息用信息发生器进行推理的过程。理解口头和书写语言的计算机系统所取得的某些进展,其基础就是有关表示上下文知识结构的某些人工智能思想以及根据这些知识进行推理的某些技术。

1.4.4 自动程序设计

也许程序设计并不是人类知识的一个十分重要的方面,但是它本身却是人工智能的一个重要研究领域。这个领域的工作叫做自动程序设计。已经研制出能够以各种不同的目的描述(例如输入输出对,高级语言描述,甚至英语描述算法)来编写计算机程序。这方面的进展局限于少数几个完全现成的例子。对自动程序设计的研究不仅可以促进半自动软件开发系统的发展,而且也使通过修正自身数码进行学习(即修正它们的性能)的人工智能系统得到发展。程序理论方面的有关研究工作对人工智能的所有研究工作都是很重要的。

编写一段计算机程序的任务既与定理证明又与机器人学有关。自动程序设计、定理证明和机器人问题求解中大多数基础研究是相互重叠的。在某种意义上讲,编译程序已经在干“自动程序设计”的工作。在这里所指的自动程序设计是某种“超级编译程序”或者是某种能够对程序要实现什么目标进行非常高级描述的程序,并能够由这个程序产生出

所需要的新程序。这种高级描述可能是采用形式语言的一条精辟语句(如谓词演算),也可能是一种松散的描述(如用英语),这就要求在系统和用户之间进一步对话以澄清语言的模糊。

自动编制一份程序来获得某种指定结果的任务与证明一份给定程序将获得某种指定结果的任务是紧密相关的。后者叫做程序验证。许多自动程序设计系统将产生一份输出程序的验证作为额外收获。

自动程序设计研究的重大贡献之一是作为问题求解策略的调整概念。已经发现,对程序设计或机器人控制问题,先产生一个不费事的有错误的解,然后再修改它(使它正确工作),这种做法一般要比坚持要求第一个解就完全没有缺陷的做法有效得多。

1.4.5 专家系统

一般地说,专家系统是一个智能计算机程序系统,其内部具有大量专家水平的某个领域的知识与经验,能够利用人类专家的知识 and 解决问题的方法来解决该领域的问题。也就是说,专家系统是一个具有大量专门知识与经验的程序系统,它应用人工智能技术,根据某个领域中一个或多个人类专家提供的知识和经验进行推理和判断,模拟人类专家的决策过程,以解决那些需要专家决定的复杂问题。

近年来,在专家系统或“知识工程”的研究中已经出现了成功和有效地应用人工智能技术的趋势。有代表性的是,用户与专家系统进行“咨询对话”,就像他与具有某方面经验的专家进行对话一样:解释他的问题,建议进行某些试验以及向专家系统提出询问以期得到有关解答等。目前的实验系统,在咨询任务如化学和地质数据分析、计算机系统结构、建筑工程以及医疗诊断等方面,其质量已经达到很高的水平。还有许多研究集中在使专家系统具有解释它们的推理能力,从而使咨询更好地为用户所接受,同时能帮助人类专家发现系统推理过程中出现的差错。

当前的研究涉及有关专家系统设计的各种问题。这些系统是在某个领域的专家与系统设计者之间经过艰苦的反复交换意见之后建立起来的。现有的专家系统都局限在一定范围内,而且没有人类那种能够知道自己什么时候可能出错的感觉。

发展专家系统的关键是表达和运用专家知识,即来自人类专家的、并已被证明对解决有关领域内的典型问题有用的事实和过程。专家系统与传统的计算机程序最本质的不同之处在于专家系统所要解决的问题一般没有算法解,并且经常要在不完全、不精确或不确定的信息基础上作出结论。

随着人工智能整体水平的提高,专家系统也得以发展。正在开发的新一代专家系统有分布式专家系统和协同式专家系统等。在新一代专家系统中,不但采用基于规则的方法,而且采用基于框架的技术和基于模型的原理。

1.4.6 机器学习

学习能力无疑是人工智能研究中最突出和最重要的一个方面。人工智能在这方面的研究近年来取得了一些进展。

学习是人类智能的主要标志和获得知识的基本手段。机器学习(自动获取新的事实



及新的推理算法)是使计算机具有智能的根本途径。正如香克(R. Shank)所说:“一台计算机若不会学习,就不能称为具有智能的。”此外,机器学习还有助于发现人类学习的机理和揭示人脑的奥秘。所以这是一个始终得到重视,理论正在创立,方法日臻完善,但远未达到理想境地的研究领域。

学习是一个有特定目的的知识获取过程,其内部表现为新知识结构的不断建立和修改,而外部表现为性能的改善。传统的机器学习倾向于使用符号表示而不是数值表示,使用启发式方法而不是算法。传统机器学习的另一倾向是使用归纳(induction)而不是演绎(deduction)。前一倾向使它有别于人工智能的模式识别等分支,后一倾向使它有别于定理证明等分支。

一个学习过程本质上是学习系统把导师(或专家)提供的信息转换成能被系统理解并应用的形式过程。按照系统对导师的依赖程度可将学习方法分类为:机械式学习(rote learning)、讲授式学习(learning from instruction)、类比学习(learning by analogy)、归纳学习(learning from induction)、观察发现式学习(learning by observation & discovery)等。

此外,近年来又发展了下列各种学习方法:基于解释的学习、基于事例的学习、基于概念的学习、基于神经网络的学习、遗传学习等。

1.4.7 神经网络

由于冯·诺依曼(von Neumann)体系结构的局限性,数字计算机还存在一些尚无法解决的问题。例如,基于逻辑思维的知识处理,在一些比较简单的知识范畴内能够建立比较清楚的理论框架,部分地表现出人的某些智能行为;但是,在视觉理解、直觉思维、常识与顿悟等问题上却显得力不从心。这种做法与人类智能活动有许多重要差别。传统的计算机不具备学习能力,无法快速处理非数值计算的形象思维等问题,也无法求解那些信息不完整、不确定性和模糊性的问题。人们一直在寻找新的信息处理机制,神经网络计算就是其中之一。

研究结果已经证明,用神经网络处理直觉和形象思维信息具有比传统处理方式好得多的效果。神经网络的发展有着非常广阔的科学背景,是众多学科研究的综合成果。神经生理学家、心理学家与计算机科学家的共同研究得出的结论是:人脑是一个功能特别强大、结构异常复杂的信息处理系统,其基础是神经元及其互联关系。因此,对人脑神经元和人工神经网络的研究,可能创造出新一代人工智能机——神经计算机。

对神经网络的研究始于20世纪40年代初期,经历了一条十分曲折的道路,几起几落,20世纪80年代初以来,对神经网络的研究再次出现高潮。霍普菲尔德(Hopfield)提出用硬件实现神经网络,鲁梅尔哈特(Rumelhart)等人提出多层网络中的反向传播(BP)算法就是两个重要标志。

对神经网络模型、算法、理论分析和硬件实现的大量研究,为神经网络计算机走向应用提供了物质基础。现在,神经网络已在模式识别、图像处理、组合优化、自动控制、信息处理、机器人学和人工智能的其他领域获得日益广泛的应用。人们期望神经计算机将重建人脑的形象,极大地提高信息处理能力,在更多方面取代传统的计算机。

1.4.8 机器人学

人工智能研究日益受到重视的另一个分支是机器人学,其中包括对操作机器人装置程序的研究。这个领域所研究的问题,从机器人手臂的最佳移动到实现机器人目标的动作序列的规划方法,无所不包。尽管已经建立了一些比较复杂的机器人系统,但是现正在工业上运行的成千上万台机器人,都是一些按预先编好的程序执行某些重复作业的简单装置。大多数工业机器人是“盲人”,而某些机器人能够用电视摄像机来“看”。电视摄像机发送一组信息返回计算机。处理视觉信息是人工智能另一个十分活跃和十分困难的研究领域。已经开发的程序能够识别可见景物的实体与阴影,甚至能够辨别出两幅图像之间(例如在航空侦察中)细小的差别。

一些并不复杂的动作控制问题,如移动式机器人的机械动作控制问题,表面上看并不需要很多智能。即使是个小孩,也能顺利地通过周围环境,操作电灯开关、玩具积木和餐具等物品。然而人类几乎下意识地就能完成的这一任务,要是由机器人来实现就要求机器人具备在求解需要较多智能的问题时所用到的能力。

机器人和机器人学的研究促进了许多人工智能思想的发展。它所导致的一些技术可用来模拟世界的状态,用来描述从一种世界状态转变为另一种世界状态的过程。它对于怎样产生动作序列的规划以及怎样监督这些规划的执行有了一种较好的理解。复杂的机器人控制问题迫使人们发展一些方法,先在抽象和忽略细节的高层进行规划,然后再逐步在细节越来越重要的低层进行规划。在本书中,经常应用一些机器人问题求解的例子来说明一些重要的思想。

智能机器人的研究和应用体现出广泛的学科交叉,涉及众多的课题,如机器人体系结构、机构、控制、智能、视觉、触觉、力觉、听觉、机器人装配、恶劣环境下的机器人以及机器人语言等。机器人已在各种工业、农业、商业、旅游业、空中和海洋以及国防等领域获得越来越普遍的应用。

星际探索机器人能够飞往遥远的不宜人类生存的太空,进行人类难以或无法胜任的星球和宇宙探测。1997年,美国研制的探路者(Pathfinder)空间移动机器人,完成了对火星表面的实地探测,取得大量有价值的火星资料,为人类研究与利用火星作出了贡献,被誉为20世纪自动化技术的最高成就之一。能够在宇宙空间作业的空间机器人,已成为空间开发的重要组成部分。众多的飞行机器人将穿梭于辽阔空间,成为一道奇特的风景线。太空旅游服务也即将成为现实。我国的“神州”号飞船已成功地完成多次试航。在不久的将来,我国宇航员将频繁往返太空与地球,为征服宇宙作出中国应有的贡献。

海洋(水下)机器人是海洋考察和开发的重要工具,应用日益广泛,发展速度之快出乎人们的意料。用新技术装备起来的机器人将广泛用于海洋考察、水下工程(如海底隧道建筑、海底探矿和采矿等)、打捞救助和军事活动等方面。现在,海洋机器人的潜海深度可达12 000米以上。

机器人外科手术系统已成功地用于脑外科、胸外科和膝关节等手术。机器人不仅参与辅助外科手术,而且能够直接为病人开刀,还将全面参与远程医疗服务。

微型机器人是21世纪的尖端技术之一。已经开发出手指大小的微型移动机器人,可



进入小型管道进行检查作业。预计在不久之后将要生产出毫米级大小的微型机器人和直径为几百微米甚至更小的纳米级医疗机器人,让它们直接进入人体器官,进行各种疾病的诊断和治疗,而不伤害人的健康。微型机器人在精密机械加工、现代光学仪器、超大规模集成电路、现代生物工程、遗传工程、医学和医疗等工程中,将大有用武之地。

智能机器人已广泛应用于体育和娱乐领域。其中,足球机器人和机器人足球比赛,集高新技术和娱乐比赛于一体,是科技理论与实际密切结合的极富生命力的成长点,已引起社会的普遍重视和各界的极大兴趣。足球机器人系统涉及计算机视觉(尤其是彩色视觉)、移动通信和网络、多智能体、机电一体化、动态协调和决策、计算机实时仿真、人工智能和智能控制以及控制硬件、软件和智能的集成等技术,能够反映出一个国家信息和自动化技术的综合实力。我们是否可以设想:再过50年,在国际足球比赛中,机器人足球队战胜国际足球冠军队!?

在21世纪,人类必须学会与机器人打交道。越来越多的机器人保姆、机器人司机、机器人秘书、机器人节目主持人以及网络机器人、虚拟机器人、人形机器人、军事机器人等将推广应用,成为机器人学新篇章的重要音符和旋律。

1.4.9 模式识别

计算机硬件的迅速发展,计算机应用领域的不断开拓,迫切地要求计算机能够更有效地感知诸如声音、文字、图像、温度、震动等人类赖以发展自身、改造环境所运用的信息资料。但就一般意义来说,目前一般计算机却无法直接感知它们,键盘、鼠标等外部设备,对于这样五花八门的外部世界显得无能为力。纵然电视摄像机、图文扫描仪、话筒等硬设备业已解决了上述非电信号的转换,并与计算机联机,但由于识别技术不高,而未能使计算机真正知道所采录的究竟是什么信息。计算机对外部世界感知能力的低下,成为开拓计算机应用的瓶颈,也与其高超的运算能力形成强烈的对比。于是,着眼于拓宽计算机的应用领域,提高其感知外部信息能力的学科——模式识别便得到迅速发展。

人工智能所研究的模式识别是指用计算机代替人类或帮助人类感知模式,是对人类感知外界功能的模拟,研究的是计算机模式识别系统,也就是使一个计算机系统具有模拟人类通过感官接受外界信息、识别和理解周围环境的感知能力。

实验表明,人类接受外界信息的80%以上来自视觉,10%左右来自听觉。所以,早期的模式识别研究工作集中在对文字和二维图像的识别方面,并取得了不少成果。自20世纪60年代中期起,机器视觉方面的研究工作开始转向解释和描述复杂的三维景物这一更困难的课题。罗伯斯特(Robert)于1965年发表的论文,奠定了分析由棱柱体组成的景物的方向,迈出了用计算机把三维图像解释成三维景物的一个单眼视图的第一步,即所谓的积木世界。

接着,机器识别由积木世界进入识别更复杂的景物和在复杂环境中寻找目标以及室外景物分析等方面的研究。目前研究的热点是活动目标(如飞行器)的识别和分析,它是景物分析走向实用化研究的一个标志。

语音识别技术的研究始于20世纪50年代初期。1952年,美国贝尔实验室的戴维斯(Davis)等人成功地进行了0~90个数字的语音识别实验,其后由于当时技术上的困难,

研究进展缓慢,直到1962年才由日本研制成功第一个连续多位数字语音识别装置。1969年,日本的板仓斋藤提出了线性预测方法,对语音识别和合成技术的发展起到了推动作用。20世纪70年代以来,各种语音识别装置相继出现,性能良好的能够识别单词的声音识别系统已进入实用阶段。神经网络用于语音识别也已取得成功。

模式识别是一个不断发展的新学科,它的理论基础和研究范围也在不断发展。随着生物医学对人类大脑的初步认识,模拟人脑构造的计算机实验即人工神经网络方法早在20世纪50年代末、60年代初就已经开始。至今,在模式识别领域,神经网络方法已经成功地应用于手写字符的识别、汽车牌照的识别、指纹识别、语音识别等方面。目前模式识别学科正处于大发展的阶段,随着应用范围的不断扩大以及计算机科学的不断进步,基于人工神经网络的模式识别技术在今后将有更大的发展,量子计算技术也将用于模式识别研究。

1.4.10 机器视觉

机器视觉或计算机视觉已从模式识别的一个研究领域发展为一门独立的学科。在视觉方面,已经给计算机系统装上电视输入装置以便能够“看见”周围的东西。在人工智能中研究的感知过程通常包含一组操作。例如,可见的景物由传感器编码,并被表示为一个灰度数值的矩阵。这些灰度数值由检测器加以处理。检测器搜索主要图像的成分,如线段、简单曲线和角度等。这些成分又被处理,以便根据景物的表面和形状来推断有关景物的三维特性信息。其最终目标则是利用某个适当的模型来表示该景物。

整个感知问题的要点是形成一个精炼的表示以取代难以处理的、极其庞大的未经加工的输入数据。最终表示的性质和质量取决于感知系统的目标。不同系统有不同的目标,但所有系统都必须把来自输入的多得惊人的感知数据简化为一种易于处理的和有意义的描述。

对不同层次的描述作出假设,然后测试这些假设,这一策略为视觉问题提供了一种方法。已经建立的某些系统能够处理一幅景物的某些适当部分,以此扩展一种描述若干成分的假设。然后这些假设通过特定的场景描述检测器进行测试。这些测试结果又用来发展更好的假设等。

计算机视觉通常可分为低层视觉与高层视觉两类。并非人工智能的全部领域都是围绕着知识处理的,计算机低层视觉就是一例。低层视觉主要执行预处理功能,如边缘检测、动目标检测、纹理分析,通过阴影获得形状、立体造型、曲面色彩等。其目的是使被观察的对象更突现出来,这时还谈不到对它的理解。高层视觉则主要是理解所观察的形象,也只有这时才显示出掌握与所观察的对象相关联的知识的重要性。

机器视觉的前沿研究领域包括实时并行处理、主动式定性视觉、动态和时变视觉、三维景物的建模与识别、实时图像压缩传输和复原、多光谱和彩色图像的处理与解释等。机器视觉已在机器人装配、卫星图像处理、工业过程监控、飞行器跟踪和制导以及电视实况转播等领域获得极为广泛的应用。



1.4.11 智能控制

人工智能的发展促进了自动控制向智能控制的发展。智能控制是一类无须(或需要尽可能少的)人的干预就能够独立驱动智能机器实现其目标的自动控制。或者说,智能控制是驱动智能机器自主地实现其目标的过程。许多复杂的系统难以建立有效的数学模型和用常规控制理论进行定量计算与分析,而必须采用定量数学解析法与基于知识的定性方法的混合控制方式。随着人工智能和计算机技术的发展,已有可能把自动控制和人工智能以及系统科学的某些分支结合起来,建立一种适用于复杂系统的控制理论和技术。智能控制正是在这种条件下产生的。它是自动控制的最新发展阶段,也是用计算机模拟人类智能的一个重要研究领域。

1965年,傅京孙首先提出把人工智能的启发式推理规则用于学习控制系统。十多年以后,建立实用智能控制系统的技术逐渐成熟。1971年,傅京孙提出把人工智能与自动控制结合起来的思想。1977年,美国G. N. 萨里迪斯提出把人工智能、控制论和运筹学结合起来的思想。1986年,蔡自兴提出把人工智能、控制论、信息论和运筹学结合起来的思想。按照这些结构理论已经研究出一些智能控制的理论和技术,用来构造用于不同领域的智能控制系统。

智能控制是同时具有以知识表示的非数学广义世界模型和数学公式模型表示的混合控制过程,也往往是含有复杂性、不完全性、模糊性或不确定性以及不存在已知算法的非数学过程,并以知识进行推理,以启发来引导求解过程。因此,在研究和设计智能控制系统时,不把注意力放在数学公式的表达、计算和处理方面,而是放在对任务和世界模型的描述、符号和环境的识别以及知识库和推理机的设计开发上,即放在智能机模型上。智能控制的核心在高层控制,即组织级控制。其任务在于对实际环境或过程进行组织,即决策和规划,以实现广义问题的求解。已经提出的用以构造智能控制系统的理论和技术有分级递阶控制理论、分级控制器设计的嫡方法、智能逐级增高而精度逐级降低原理、专家控制系统、学习控制系统和神经控制系统等。

智能控制有很多研究领域,它们的研究课题既具有独立性,又相互关联。目前研究得较多的是以下6个方面:智能机器人规划与控制、智能过程规划、智能过程控制、专家控制系统、语音控制以及智能仪器。

作为当今自动控制最高水平的智能控制,近年来已得到迅速发展,应用日益普遍,并已引起高度重视。随着人工智能技术、机器人技术、航天技术、海洋工程、计算机集成制造技术和计算机技术的迅速发展,智能控制必将迎来它新的发展时期,为自动化科学技术的发展谱写新篇章。

1.4.12 智能检索

随着科学技术的迅速发展,出现了“知识爆炸”的情况。对国内外种类繁多和数量巨大的科技文献之检索远非人力和传统检索系统所能胜任。研究智能检索系统已成为科技持续快速发展的重要保证。

数据库系统是储存某种学科大量事实的计算机软件系统,它们可以回答用户提出的

有关该学科的各种问题。数据库系统的设计也是计算机科学的一个活跃的分支。为了有效地表示、存储和检索大量事实,已经发展了许多技术。

智能信息检索系统的设计者们将面临以下几个问题。首先,建立一个能够理解以自然语言陈述的询问系统本身就存在不少问题。其次,即使能够通过规定某些机器可以理解的形式化询问语句来回避语言理解问题,也仍然存在一个如何根据存储的事实演绎出答案的问题。第三,理解询问和演绎答案所需要的知识都有可能超出该学科领域数据库所表示的知识范围。常识往往是需要的,但在学科领域的数据库中常常被忽略掉。怎样表示和应用常识是采用人工智能方法的系统设计问题之一。

1.4.13 智能调度与指挥

确定最佳调度或组合的问题是人们感兴趣的又一类问题。一个古典的问题就是推销员旅行问题。这个问题要求为推销员寻找一条最短的旅行路线。他从某个城市出发,访问每个城市一次,且只允许一次,然后回到出发的城市。这个问题的一般提法是:对由 n 个节点组成的一个图的各条边,寻找一条最小代价的路径,使得这条路径对 n 个节点的每个点只允许穿过一次。

许多问题具有这类相同的特性。八皇后问题就是其中之一。这个问题要求在一个标准的国际象棋棋盘上按下列要求放置 8 个皇后:没有一个皇后可以捕获任何其他皇后,即在任何一行、一列或一条对角线上最多只能放置一个皇后。大多数这类问题能够从可能的组合或序列中选取一个答案,不过组合或序列的范围很大。试图求解这类问题的程序产生了一种组合爆炸的可能性。这时,即使是大型计算机的容量也会被用光。

在这些问题中有几个(包括推销员旅行问题)是属于计算理论家称为 NP 完全性一类的问题。他们根据理论上的最佳方法计算出所耗时间(或所走步数)的最坏情况来排列不同问题的难度。该时间或步数是随着问题大小的某种量度(在推销员旅行问题中,城市数目就是问题大小的一种量度)而增长的。比如,问题的难度将随着问题大小按线性,或多项式,或指数方式增长。

人工智能学家们曾经研究过若干组合问题的求解方法。他们的努力集中在使“时间-问题大小”曲线的变化尽可能缓慢地增长,即使是必须按指数方式增长。有关问题域的知识再次成为比较有效的求解方法的关键。为了处理组合问题而发展起来的许多方法对其他组合上不甚严重的问题也是有用的。

智能组合调度与指挥方法已被应用于汽车运输调度、列车的编组与指挥、空中交通管制以及军事指挥等系统。它已引起有关部门的重视。其中,军事指挥系统已从 C^3I (command, control, communication and intelligence) 发展为 C^4ISR (command, control, communication, computer, intelligence, surveillance and reconnaissance), 即在 C^3I 的基础上增加了侦察、信息管理和信息战,强调战场情报的感知能力、信息综合处理能力以及系统之间的交互作用能力。

1.4.14 分布式人工智能与 Agent

人工智能的研究和应用出现了许多新的领域,它们是传统人工智能的延伸和扩展。



在新世纪开始的时候,这些新研究已引起人们更为密切的关注。这些新领域有分布式人工智能与 Agent、计算智能与进化计算、数据挖掘与知识发现以及人工生命等。下面逐一概述。

分布式人工智能(distributed AI, 简称 DAI)是分布式计算与人工智能结合的结果。DAI 系统以鲁棒性作为控制系统质量的标准,并具有互操作性,即不同的异构系统在快速变化的环境中具有交换信息和协同工作的能力。

分布式人工智能的研究目标是要创建一种能够描述自然系统和社会系统的精确概念模型。DAI 中的智能并非独立存在的概念,只能在团体协作中实现,因而其主要研究问题是各 Agent 之间的合作与对话,包括分布式问题求解和多 Agent 系统(multiagent system, 简称 MAS)两个领域。其中,分布式问题求解把一个具体的求解问题划分为多个相互合作和知识共享的模块或结点。多 Agent 系统则研究各 Agent 之间智能行为的协调,包括规划、知识、技术和动作的协调。这两个研究领域都要研究知识、资源和控制的划分问题,但分布式问题求解往往含有一个全局的概念模型、问题和成功标准,而 MAS 则含有多个局部的概念模型、问题和成功标准。

MAS 更能体现人类的社会智能,具有更大的灵活性和适应性,更适合开放和动态的世界环境,因而备受重视,已成为人工智能以至计算机科学和控制科学与工程的研究热点。当前,Agent 和 MAS 的研究包括 Agent 和 MAS 理论、体系结构、语言、合作与协调、通信和交互技术、MAS 学习和应用等。MAS 已在自动驾驶、机器人导航、机场管理、电力管理和信息检索等方面得到应用。

1.4.15 计算智能与进化计算

计算智能(computing intelligence)涉及神经计算、模糊计算、进化计算等研究领域。在此仅对进化计算加以介绍。

进化计算(evolutionary computation)是指一类以达尔文进化论为依据来设计、控制和优化人工系统的技术和方法的总称,它包括遗传算法(genetic algorithm)、进化策略(evolutionary strategy)和进化规划(evolutionary programming)。它们遵循相同的指导思想,但彼此存在一定差别。同时,进化计算的研究关注学科的交叉和广泛的应用背景,因而引入了许多新的方法和特征,彼此间难于分类,这些都统称为进化计算方法。目前,进化计算被广泛运用于许多复杂系统的自适应控制和复杂优化问题等研究领域,如并行计算、机器学习、电路设计、神经网络、基于 Agent 的仿真、元胞自动机等。

达尔文进化论是一种鲁棒的搜索和优化机制,对计算机科学,特别是对人工智能的发展产生了很大的影响。大多数生物体通过自然选择和有性生殖进行进化。自然选择决定了群体中哪些个体能够生存和繁殖,有性生殖保证了后代基因中的混合和重组。自然选择的原则是适者生存,即物竞天择,优胜劣汰。

自然进化的这些特征早在 20 世纪 60 年代就引起了美国霍兰(Holland)的极大兴趣。在此期间,他和他的学生们从事如何建立机器学习的研究。霍兰注意到,学习不仅可以通过单个生物体的适应实现,而且可以通过一个种群的多代进化适应发生。受达尔文进化论思想的影响,他逐渐认识到在机器学习中,为获得一个好的学习算法,仅靠单个策略的

建立和改进是不够的,还要依赖于一个包含许多候选策略的群体的繁殖。他还认识到,生物的自然遗传现象与人工自适应系统行为的相似性,因此提出在研究和设计人工自主系统时可以模仿生物自然遗传的基本方法。20 世纪 70 年代初,霍兰提出了“模式理论”,并于 1975 年出版了《自然系统与人工系统的自适应》专著,系统地阐述了遗传算法的基本原理,奠定了遗传算法研究的理论基础。德乔恩(De Jong)的论文“一类遗传适应系统的行为分析”,把霍兰的模式理论与自己的实验结合起来,对遗传算法的发展和应用产生很大影响。科扎(Koza)把遗传算法用于最优计算机程序设计(即最优控制策略),创立了遗传编程。

进化规划是由福盖尔(Fogel)等人于 20 世纪 60 年代提出来的。该方法认为智能行为必须具有预测环境的能力和在一定目标指导下对环境作出合理响应的能力。进化规划采用有限字符集的符号序列表示所模拟的环境,用有限状态机表示智能系统。它不像遗传算法那样注重父代与子代的遗传细节上的联系,而是把重点放在父代与子代表现行为的联系上。

进化策略差不多与进化规划同时由德国人雷肯伯格(Rechenburg)和施韦菲尔(Schwefel)提出来。他们在进行风洞实验时,随机调整气流中物体的最优外形参数并测试其效果,产生了进化策略的思想。

直到几年前,遗传算法、进化规划、进化策略这三个领域的研究才开始交流,并发现它们的共同理论基础是生物进化论。因此,把这三种方法统称为进化计算,而把相应的算法称为进化算法。

1.4.16 数据挖掘与知识发现

知识获取是知识信息处理的关键问题之一。20 世纪 80 年代人们在知识发现方面取得了一定的进展。利用样本,通过归纳学习,或者与神经计算结合起来进行知识获取已有一些试验系统。数据挖掘和知识发现是 20 世纪 90 年代初期新崛起的一个活跃的研究领域。在数据库基础上实现的知识发现系统,通过综合运用统计学、粗糙集、模糊数学、机器学习和专家系统等多种学习手段和方法,从大量的数据中提炼出抽象的知识,从而揭示出蕴涵在这些数据背后的客观世界的内在联系和本质规律,实现知识的自动获取。这是一个富有挑战性的、并具有广阔应用前景的研究课题。

从数据库获取知识,即从数据中挖掘并发现知识,首先要解决被发现知识的表达问题。最好的表达方式是自然语言,因为它是人类的思维和交流语言。知识表示的最根本问题就是如何形成用自然语言表达的概念。概念比数据更确切、更直接、更易于理解。自然语言的功能就是用最基本的概念描述复杂的概念,用各种方法对概念进行组合,以表示所认知的事件,即知识。

机器知识发现始于 1974 年,并在此后十年中获得一些进展。这些进展往往与专家系统的知识获取研究有关。到 20 世纪 80 年代末,数据挖掘取得突破。越来越多的研究者加入到知识发现和数据挖掘的研究行列。现在,知识发现和数据挖掘已成为人工智能研究的又一热点。

大规模数据库和互联网的迅速增长,使人们对数据库的应用提出新的要求。仅用查

询检索已不能提取数据中有利于用户实现其目标的结论性信息。数据库中所包含的大量知识无法得到充分的发掘与利用,会造成信息的浪费,并产生大量的数据垃圾。另一方面,知识获取仍是专家系统研究的瓶颈问题。从领域专家获取知识是非常复杂的个人到个人之间的交互过程,具有很强的个性和随机性,没有统一的办法。因此,人们开始考虑以数据库作为新的知识源。数据挖掘和知识发现能够自动处理数据库中大量的原始数据,抽取出具有必然性的、富有意义的模式,成为有助于人们实现其目标的知识,找出人们对所需问题的解答。数据库中的知识发现具有4个特征,即发现的知识用高级语言表示;发现的内容是对数据内容的精确描述;发现的结果(即知识)是用户感兴趣的;发现的过程应是高效的。

比较成功的、典型的知识发现系统有用于超级市场商品数据分析、解释和报告的 CoverStory 系统;用于概念性数据分析和查寻感兴趣关系的集成化系统 EXPLORA;交互式大型数据库分析工具 KDW;用于自动分析大规模天空观测数据的 SKICAT 系统;以及通用的数据库知识发现系统 KDD 等。

1.4.17 人工生命

人工生命(artificial life, 简称 ALife)的概念是由美国圣菲研究所非线性研究组的兰顿(Langton)于1987年提出来的,旨在用计算机和精密机械等人工媒介生成或构造出能够表现自然生命系统行为特征的仿真系统或模型系统。自然生命系统行为具有自组织、自复制、自修复等特征以及形成这些特征的混沌动力学、进化和环境适应。

人工生命所研究的人造系统能够演示具有自然生命系统特征的行为,在“生命之所能”(life as it could be)的广阔范围内深入研究“生命之所知”(life as we know it)的实质。只有从“生命之所能”的广泛内容来考察生命,才能真正理解生物的本质。人工生命与生命的形式化基础有关。生物学从问题的顶层开始,考察器官、组织、细胞、细胞膜,直到分子,以探索生命的奥秘和机理。人工生命则从问题的底层开始,把器官作为简单机构的宏观群体来考察,自底向上进行综合,由简单的被规则支配的对象构成更大的集合,并在交互作用中研究非线性系统的类似生命的全局动力学特性。

人工生命的理论和方法有别于传统人工智能和神经网络的理论和方法。人工生命通过计算机仿真生命现象所体现的自适应机理,对相关非线性对象进行更真实的动态描述和动态特征研究。

人工生命学科的研究内容包括生命现象的仿生系统、人工建模与仿真、进化动力学、人工生命的计算理论、进化与学习综合系统以及人工生命的应用等。比较典型的人工生命研究有计算机病毒、计算机进程、进化机器人、自催化网络、细胞自动机、人工核苷酸和人工脑等。

1.4.18 系统与语言工具

除了直接瞄准实现智能的研究工作以外,开发新的方法也往往是人工智能研究的一个重要方面。人工智能对计算机界的某些最大贡献已经以派生的形式表现出来。计算机系统的一些概念,如分时系统、编目处理系统和交互调试系统等,已经在人工智能研究中

得到发展。一些能够简化演绎、机器人操作和认识模型的专用程序设计和系统常常是新思想的丰富源泉。几种知识表达语言(把编码知识和推理方法作为数据结构和过程计算机的语言)已在 20 世纪 70 年代后期开发出来,以探索各种建立推理程序的思想。20 世纪 80 年代以来,计算机系统,如分布式系统、并行处理系统、多机协作系统和各种计算机网络等,都有了发展。在人工智能程序设计语言方面,除了继续开发和改进通用和专用的编程语言新版本和新语种之外,还研究出了一些面向目标的编程语言和专用开发工具。对关系数据库研究所取得的进展,无疑为人工智能程序设计提供了新的有效的工具。

1.5 本书概要

本书介绍人工智能的理论、方法和技术及其应用,除了讨论那些仍然有用的和有效的基本原理和方法之外,着重阐述一些新的和正在研究的人工智能方法与技术,特别是近期发展起来的方法和技术。此外,用比较多的篇幅论述人工智能的应用,包括新的应用研究。具体地说,本书包括下列内容:

(1) 简述人工智能的起源与发展,讨论人工智能的定义、人工智能与计算机的关系以及人工智能的研究和应用领域。

(2) 比较概括地论述知识表示的各种主要方法,包括状态空间法、问题归约法、谓词逻辑法、结构化表示法(语义网络法、框架)、剧本和过程等。

(3) 讨论常用搜索原理,如盲目搜索、启发式搜索和消解原理等;并研究一些比较高级的推理求解技术,如规则演绎系统、专家系统、系统组织技术、不确定性推理和非单调推理等。

(4) 介绍近期发展起来的已成为当前研究热点的人工智能技术和方法,即分布式人工智能与 Agent、计算智能(含神经计算、模糊计算与进化计算)、数据挖掘与知识发现、人工生命等。

(5) 比较详细地分析人工智能的主要应用领域,涉及专家系统、机器学习、自动规划系统和自然语言理解等。

(6) 叙述近年来人工智能研究中出现的争论,展望人工智能的发展。

与第二版相比,本书第三版有下列改进:

(1) 增加了反映人工智能最新研究进展的内容,包括分布式人工智能与 Agent、计算智能与进化计算、数据挖掘以及人工生命等,使本书内容更加系统和全面,并具有新颖性和先进性。特别是用两章的篇幅介绍计算智能,使人工智能各学派的观点都得以反映,也使本教材从比较单一地反映逻辑学派观点变为比较全面地反映各派的思想。

(2) 在保留原有主要内容的同时,修改和精简这些内容,并补充一些比较形象的说明,如框图等,有助于对概念和方法的理解。

(3) 在关于专家系统和机器学习的两章中,也编入了一些新内容,如基于框架的专家系统、基于模型的专家系统以及知识发现等。对归纳学习、类比学习和解释学习三节,删去了原稿,重新编写。

(4) 对人工智能的研究和应用的展望以及目前人工智能学界的学术争论的评述,都



是作者的进一步尝试,有益于对人工智能的进一步了解,增加对人工智能学习和研究的兴趣。

(5) 删去“人工智能程序设计”一章。这部分内容一般由人工智能程序设计语言课程(如 LISP 语言、Prolog 语言等)讲授与练习。对本科生用书还删去“智能控制”和“机器视觉”两章。

本书第三版各章均有小结内容,作为总结。章末所附习题,可供教师选用和学生课外练习,以检验对所学内容的掌握程度,并加深对各章基本概念和方法的理解。

本书作为高年级本科生教材使用。对于研究生,请使用本书的姊妹篇“研究生用书”版本。

习 题

- 1-1 什么是人工智能?试从学科和能力两方面加以说明。
- 1-2 在人工智能的发展过程中,有哪些思想和思潮起了重要作用?
- 1-3 为什么能够用机器(计算机)模仿人的智能?
- 1-4 现在人工智能有哪些学派?它们的认知观是什么?
- 1-5 你认为应从哪些层次对认知行为进行研究?
- 1-6 人工智能的主要研究和应用领域是什么?其中,哪些是新的研究热点?

问题的状态空间(state space)是一个表示该问题全部可能状态及其关系的图,它包含三种说明的集合,即所有可能的问题初始状态集合 S 、操作符集合 F 以及目标状态集合 G 。因此,可把状态空间记为三元状态 (S, F, G) 。

用十五数码难题(15 puzzle problem)来说明状态空间表示的概念。十五数码难题由 15 个编有 1~15 并放在 4×4 方格棋盘上的可走动的棋子组成。棋盘上总有一格是空的,以便可以让空格周围的棋子走进空格,这也可以理解为移动空格。十五数码难题如图 2.1 所示。图中绘出了两种棋局,即初始棋局和目标棋局,它们对应于该下棋问题的初始状态和目标状态。

11	9	4	15
1	3		12
7	5	8	6
13	2	10	14

(a) 初始棋局

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	

(b) 目标棋局

图 2.1 十五数码难题

如何把初始棋局变换为目标棋局呢? 问题的解答就是某个合适的棋子的走步序列,如“左移棋子 12,下移棋子 15,右移棋子 4,……”,等等。

十五数码难题最直接的求解方法是尝试各种不同的走步,直到偶然得到该目标棋局为止。这种尝试本质上涉及某种试探搜索。从初始棋局开始,试探由每一合法走步得到的各种新棋局,然后计算再走一步而得到的下一组棋局。这样继续下去,直至达到目标棋局为止。把初始状态可达到的各种状态所组成的空间设想为一幅由各种状态对应的节点组成的图。这种图称为状态图。图 2.2 说明了十五数码难题状态图的一部分。图中每个节点标有它所代表的棋局。首先把适用的算符用于初始状态,以产生新的状态;然后,再把另一些适用算符用于这些新的状态;这样继续下去,直至产生目标状态为止。

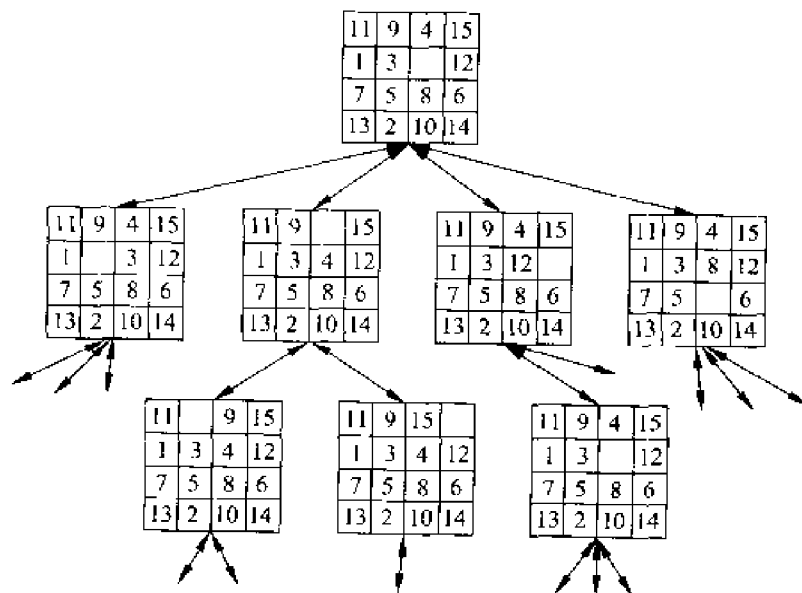


图 2.2 十五数码难题部分状态图

一般用状态空间法这一术语来表示下述方法:从某个初始状态开始,每次加一个操作符,递增地建立起操作符的试验序列,直到达到目标状态为止。

寻找状态空间的全部过程包括从旧的状态描述产生新的状态描述,以及此后检验这



些新的状态描述,看其是否描述了该目标状态。这种检验往往只是查看某个状态是否与给定的目标状态描述相匹配。不过,有时还要进行较为复杂的目标测试。对于某些最优化问题,仅仅找到到达目标的任一路径是不够的,还必须找到按某个准则实现最优化的路径(例如,下棋的走步最少)。

综上所述可知,要完成某个问题的状态描述,必须确定三件事:①该状态描述方式,特别是初始状态描述;②操作符集合及其对状态描述的作用;③目标状态描述的特性。

2.1.2 状态图示法

上面用图 2.2 来说明十五数码难题的状态空间。为了对状态空间图有更深入的了解,这里介绍一下图论中的几个术语和图的正式表示法。

图由节点(不一定是有限的节点)的集合构成。一对节点用弧线连接起来,从一个节点指向另一个节点。这种图叫做有向图(directed graph)。如果某条弧线从节点 n_i 指向节点 n_j ,那么节点 n_j 就叫做节点 n_i 的后继节点或后裔,而节点 n_i 叫做节点 n_j 的父辈节点或祖先。在感兴趣的各图中,一个节点只有有限个后继节点。一对节点可能互为后裔,这时,该对有向弧线就用一条棱线代替。当用一个图来表示某个状态空间时,图中各节点标上相应的状态描述,而有向弧线旁边标有算符。

某个节点序列 $(n_{i1}, n_{i2}, \dots, n_{ik})$ 当 $j=2, 3, \dots, k$ 时,如果对于每一个 $n_{i,j-1}$ 都有一个后继节点 n_{ij} 存在,那么就称这个节点序列叫做从节点 n_{i1} 至节点 n_{ik} 的长度为 k 的路径。如果从节点 n_i 至节点 n_j 存在一条路径,那么就称节点 n_j 是从节点 n_i 可达到的节点,或者称节点 n_i 为节点 n_j 的后裔,而且称 n_i 为节点 n_j 的祖先。可以发觉,寻找从一种状态变换为另一种状态的某个算符序列问题等价于寻求图的某一路径的问题。

给各弧线指定代价(cost)以表示加在相应算符上的代价常常是方便的。用 $c(n_i, n_j)$ 来表示从节点 n_i 指向节点 n_j 的那段弧线的代价。两节点间路径的代价等于连接该路径上各节点的所有弧线代价之和。对于最优化问题,要找到两节点间具有最小代价的路径。

对于最简单的一类问题,需要求得某指定节点 s (表示初始状态)与另一节点 t (表示目标状态)之间的一条路径(可能具有最小代价)。

一幅图可由显式说明也可由隐式说明。对于显式说明,各节点及其具有代价的弧线由一张表明确给出。此表可能列出该图中的每一节点、它的后继节点以及连接弧线的代价。显然,显示说明对于大型的图是不切实际的,而对于具有无限节点集合的图则是不可能的。

对于隐式说明,节点的无限集合 $\{s_i\}$ 作为起始节点是已知的。此外,引入后继节点算符的概念是方便的。后继节点算符 F 也是已知的,它能作用于任一节点以产生该节点的全部后继节点和各连接弧线的代价。把后继算符应用于 $\{s_i\}$ 的成员和它们的后继节点以及这些后继节点的后继节点,如此无限制地进行下去,直至最后使得由 F 和 $\{s_i\}$ 所规定的隐式图变为显式图为止。把后继算符应用于节点的过程,就是扩展一个节点的过程。因此,搜索某个状态空间以求得算符序列的一个解答的过程,就对应于使隐式图足够大的一部分变为显式以便包含目标的过程。这样的搜索图是状态空间问题求解的主要基础。

问题的表示对求解工作量有很大的影响。人们显然希望有较小的状态空间表示。许

多似乎很难的问题,当表示适当时就可能具有小而简单的状态空间。

根据问题状态、操作(算)符和目标条件选择各种表示,是高效率问题求解必须的。首先需要表示问题,然后改进提出的表示。在问题求解过程中,会不断取得经验,获得一些简化的表示。例如,看出对称性或合并为宏规则等有效序列。对于十五数码难题的初始状态表示,可规定 $15 \times 4 = 60$ 条规则,即左移棋子 1,右移棋子 1,上移棋子 1,下移棋子 1,左移棋子 2,……,下移棋子 15 等。很快我们会发现,只要左右上下移动空格,那么就可以用 4 条规则代替上述 60 条规则。可见,移动空格是一种较好的表示。

各种问题都可用状态空间加以表示,并用状态空间搜索法来求解。下面举出的例子,其所使用的表示法不一定是仅有的方法。如果您能够用一种不同的表示方法来求解同一问题,也不必感到惊讶。

在介绍这些例子之前,首先扼要地说明一种叫做产生式系统(production system)的描述搜索过程的方法。一个产生式系统由下面 3 部分组成:

(1) 一个总数据库(global database),它含有与具体任务有关的信息。随着应用情况的不同,这些数据库可能小得像数字矩阵那样简单,或许大得如检索文件结构那么复杂。

(2) 一套规则,它对数据库进行操作运算。每条规则由左、右两部分组成,左部鉴别规则的适用性或先决条件,右部描述规则应用时所完成的动作。用规则来改变数据库,就像用算符来改变状态一样。

(3) 一个控制策略,它确定应该采用哪一条适用规则,而且当数据库的终止条件满足时,就停止计算。控制策略由控制系统选择和确定。

例 2.1 推销员旅行问题

一个推销员计划出访推销产品。他从一个城市(如 A)出发,访问每个城市一次,且最多一次,然后返回城市 A。要求寻找最短路线,如图 2.3 所示。为了确定这个问题,作如下规定:

(1) 总数据库是到目前为止所访问过的城市表。初始数据库被描述为表(A)。不允许目录表中任一城市出现多于一次,只有城市 A 例外,但也只有当所有其他城市均已出现之后,才能再次出现 A。

(2) 规则对应于决策:即下一步走向城市 A;下一步走向城市 B;……;下一步走向城市 E。一条规则除非能够把某个数据库变为一个合法数据库,否则就不适用于这个数据库。例如,应用“下一步走向城市 A”这条规则就不适用于尚未出现所有其他城市的任一数据库。

(3) 任一以 A 为起点和终点,并出现所有其他城市的总数据库,都满足终止条件。可以使用图 2.3 的距离图表来计算任一旅程的总距离。提出作为解答的任一旅程,必须是最具有最短距离的旅程。

图 2.4 表示出用图搜索控制方式(将在下一章讨论)求解该问题时可能生成的部分搜索树。树枝旁边的数字是应用相应规则时加到旅程上的距离增量。

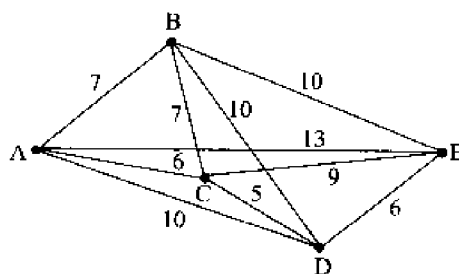


图 2.3 推销员旅行问题

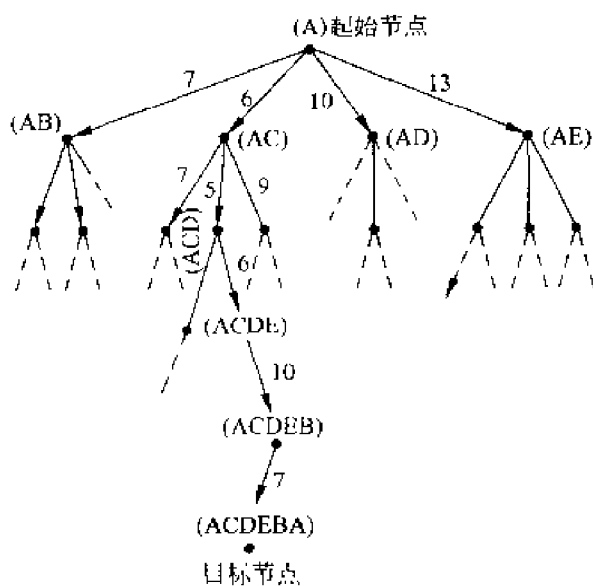


图 2.4 推销员旅行问题状态空间图

2.2 问题归约法

问题归约(problem reduction)是另一种问题描述与求解方法。已知问题的描述,通过一系列变换把此问题最终变为一个子问题集合;这些子问题的解可以直接得到,从而解决了初始问题。

采用问题归约表示可由下面三部分组成:

- (1) 一个初始问题描述;
- (2) 一套把问题变换为子问题的操作符;
- (3) 一套本原问题描述。

从目标(要解决的问题)出发逆向推理,建立子问题以及子问题的子问题,直至最后把初始问题归约为一个平凡的本原问题集合。这就是问题归约的实质。

2.2.1 问题归约描述

1. 梵塔难题

为了证明如何用问题归约法求解问题,考虑另一种难题——“梵塔难题”(Tower of Hanoi Puzzle),其提法如下:

有 3 个柱子(1,2 和 3)和 3 个不同尺寸的圆盘(A,B 和 C)。在每个圆盘的中心有个孔,所以圆盘可以堆叠在柱子上。最初,全部 3 个圆盘都堆在柱子 1 上:最大的圆盘 C 在底部,最小的圆盘 A 在顶部。要求把所有圆盘都移到柱子 3 上,每次只许移动一个,而且只能先搬动柱子顶部的圆盘,且不允许把尺寸较大的圆盘堆放在尺寸较小的圆盘上。这个问题的初始配置和目标配置如图 2.5 所示。

如果采用状态空间法来求解这个问题,其状态空间图含有 27 个节点,每个节点代表

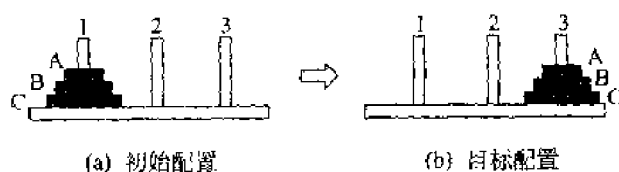


图 2.5 梵塔难题

柱子上圆盘的一种正当配置。

也可以用简单的问题归约法来求解此问题。把如图 2.5 所示的原始问题归约为一个较简单的问题集合：

(1) 要把所有圆盘都移至柱子 3 上,必须首先把圆盘 C 移至柱子 3,而且在移动圆盘 C 至柱子 3 之前,要求柱子 3 必须是空的。

(2) 只有在移开圆盘 A 和 B 之后,才能移动圆盘 C,而且圆盘 A 和 B 最好不要移至柱子 3 上,否则就不能把圆盘 C 移至柱子 3。因此,首先应该把圆盘 A 和 B 移到柱子 2 上。

(3) 然后才能够进行关键的一步,把圆盘 C 从柱子 1 移至柱子 3,并继续解决难题的其余部分。

上述论证允许把原始难题归约(简化)为下列 3 个子难题:

(1) 移动圆盘 A 和 B 至柱子 2 的双圆盘难题,如图 2.6 (a) 所示。

(2) 移动圆盘 C 至柱子 3 的单圆盘难题,如图 2.6 (b) 所示。

(3) 移动圆盘 A 和 B 至柱子 3 的双圆盘难题,如图 2.6 (c) 所示。

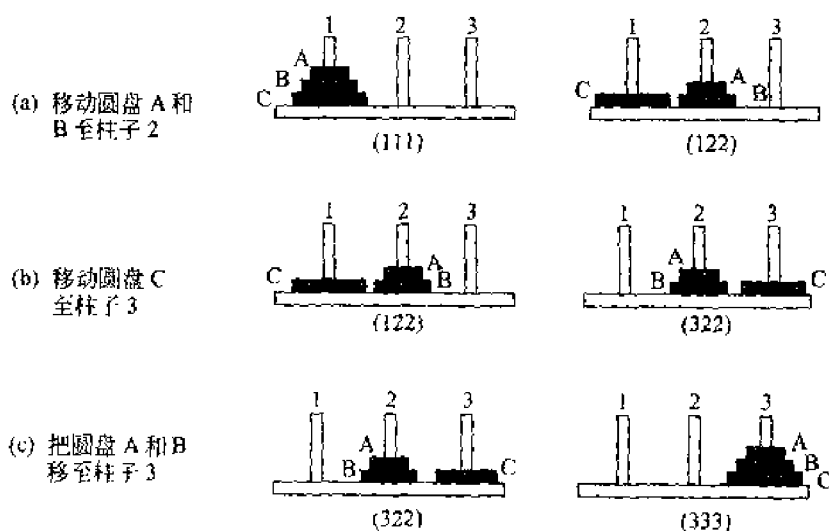


图 2.6 梵塔问题的归约

由于 3 个简化了的难题中的每一个都是较小的,所以都比原始难题容易解决些。子问题 2 可作为本原问题考虑,因为它的解只包含一步移动。应用一系列相似的推理,子问题 1 和子问题 3 也可被归约为本原问题,如图 2.7 所示。这种图式结构叫做与或图 (AND/OR graph)。它能有效地说明如何由问题归约法求得问题的解答。

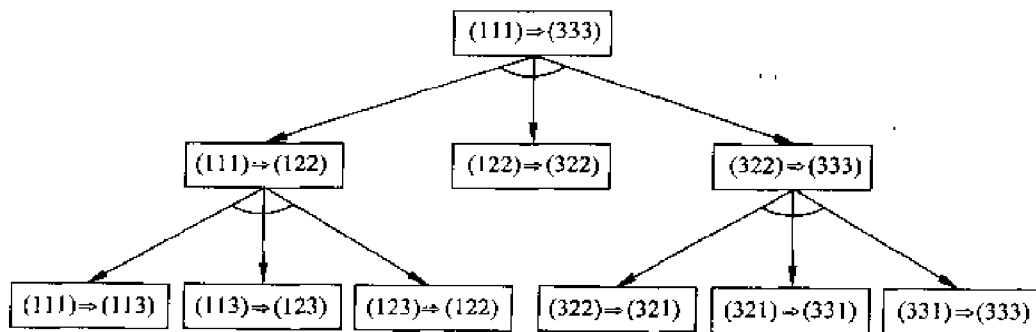


图 2.7 梵塔问题归约图

2. 问题归约描述

问题归约方法应用算符来把问题描述变换为子问题描述。问题描述可以有各种数据结构形式，表列、树、字符串、矢量、数组和其他形式都被采用过。对于梵塔难题，其子问题可用一个包含两个数列的表列来描述。于是，问题描述 $[(113), (333)]$ 就意味着“把配置(113)变换为配置(333)”。

可以用状态空间表示的三元组合 (S, F, G) 来规定与描述问题。有关子问题可当做状态空间中两个一定的“脚踏石”之间寻找路径的问题来辨别。对于梵塔问题，子问题 $[(111) \Rightarrow (122)]$ ， $[(122) \Rightarrow (322)]$ 以及 $[(322) \Rightarrow (333)]$ 规定了最后解答路径将要通过的脚踏石状态(122)和(322)。

问题归约方法可以应用状态、算符和目标这些表示法来描述问题，这并不意味着问题归约法和状态空间法是一样的。实际上，递增状态空间搜索应用某个问题归约的普通形式，而且可以把问题归约法看做是比状态空间法更通用的问题求解方法。

把一个问题描述变换为一个归约或后继问题描述的集合，这是由问题归约算符进行的。变换所得所有后继问题的解就意味着父辈问题的一个解。

所有问题归约的目的是最终产生具有明显解答的本原问题。这些问题可能是能够由状态空间搜索中走动一步来解决的问题，或者可能是其他具有已知解答的更复杂的问题。本原问题除了对终止搜索过程起着明显的作用之外，有时还被用来限制归约过程中产生后继问题的替换集合。当一个或多个后继问题属于某个本原问题的指定子集时，就出现这种限制。

2.2.2 与或图表示

能够方便地用一个类似图的结构来表示把问题归约为后继问题的替换集合，画出归约问题图。例如，设想问题 A 既可以由求解问题 B 和 C，也可以由求解问题 D、E 和 F，或者由单独求解问题 H 来解决。这一关系可由如图 2.8 所示的结构来表示。图中各节点由它们所表示的问题来标记。

问题 B 和 C 构成后继问题的一个集合；问题 D、E 和 F 构成另一后继问题的集合；而问题 H 则为第三个集合。对应于某个给定集合的各节点，用一个连接它们的弧线的特别

标记来指明。

通常把某些附加节点引入此结构图,以便使含有一个以上后继问题的每个集合能够聚集在它们各自的父辈节点之下。根据这一约定,如图 2.8 所示的结构变为如图 2.9 所示的结构。其中,标记为 N 和 M 的附加节点分别作为集合 {B,C} 和 {D,E,F} 的惟一父辈节点。如果 N 和 M 理解为具有问题描述的作用,那么可以看出,问题 A 被归约为单一替换子问题 N,M 和 H。因此,把节点 N,M 和 H 叫做或节点。然而,问题 N 被归约为子问题 B 和 C 的单一集合,要求解 N 就必须求解所有的子问题。因此,把节点 B 和 C 叫做与节点。同理,把节点 D,E 和 F 也叫做与节点。各个与节点用跨接指向它们后继节点的弧线的小段圆弧加以标记。把这种结构图叫做与或图。

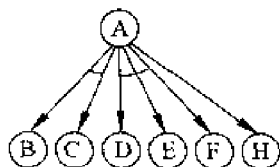


图 2.8 子问题替换集合结构图

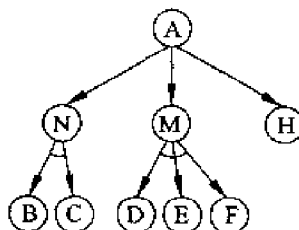


图 2.9 一个与或图

在与或图中,如果一个节点具有任何后继节点,那么这些后继节点既可全为或节点,也可全为与节点(当某个节点只含有单个后继节点时,这个后继节点当然既可看做或节点,也可看做与节点)。

注意到在特殊情况下,根本不出现任何与节点。在状态空间搜索中,就是应用这种普通图的。由于在与或图中出现了与节点,其结构与普通图结构大为不同。与或图需要有其特有的搜索技术,而且是否存在与节点也就成为区别两种问题求解方法的主要依据。

在描述与或图时,将继续采用如父辈节点、后继节点和连接两节点的弧线之类的术语,给予它们以明确的意义。

通过与或图,把某个单一问题归约算符具体应用于某个问题描述,依次产生出一个中间或节点及其与节点后裔(例外的情况是,当子问题集合只含有单项时,只产生或节点)。

这样,模拟问题归约方法的相关结构是一个与或图。与或图中的节点之一——起始节点对应于原始问题描述。图中那些对应于本原问题的节点叫做终叶节点。

在与或图上执行的搜索过程,其目的在于表明起始节点是有解的。与或图中一个可解节点的一般定义可以归纳如下:

- (1) 终叶节点是可解节点(因为它们与本原问题相关连)。
- (2) 如果某个非终叶节点含有或后继节点,那么只有当其后继节点至少有一个是可解的时候,此非终叶节点才是可解的。
- (3) 如果某个非终叶节点含有与后继节点,那么只要当其后继节点全部为可解时,此非终叶节点才是可解的。

于是,一个解图被定义为那些可解节点的子图,这些节点能够(按上述定义)证明其初始节点是可解的。

图 2.10 给出与或图的一些例子。图中,终叶节点用字母 t 表示,有解节点用小圆点表示,而解图用粗线分支表示。

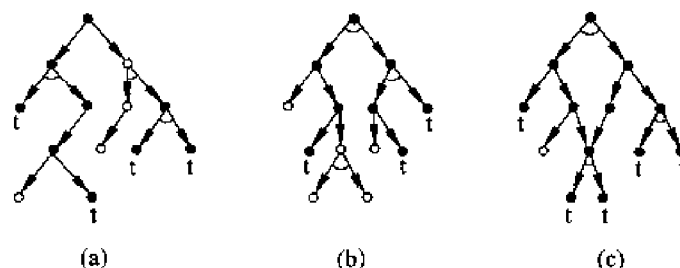


图 2.10 与或图例子(图(c)有一个以上的解)

当与或图中某些非终叶节点完全没有后继节点时,就说它是不可解的。这种不可解节点的出现可能意味着图中另外一些节点(甚至起始节点)也是不可解的。不可解节点的一般定义归纳于下:

- (1) 没有后裔的非终叶节点为不可解节点。
- (2) 如果某个非终叶节点含有或后继节点,那么只有当其全部后裔为不可解时,此非终叶节点才是不可解的。
- (3) 如果某个非终叶节点含有与后继节点,那么只要当其后裔至少有一个为不可解时,此非终叶节点才是不可解的。

在图 2.10 中,不可解节点用小圆圈表示。

如图 2.10 所示的与或图为显式图。与状态空间问题求解一样,很少用显式图来搜索,而是用由初始问题描述和消解算符所定义的隐式图来搜索。这样,一个问题求解过程是由生成与或图的足够部分,并证明起始节点是有解而得以完成的。

综上所述,可把与或图的构成规则概括如下:

- (1) 与或图中的每个节点代表一个要解决的单一问题或问题集合。图中所包含的起始节点对应于原始问题。

- (2) 对应于本原问题的节点,叫做终叶节点,它没有后裔。

- (3) 对于把算符应用于问题 A 的每种可能情况,都把问题变换为一个子问题集合;有向弧线自 A 指向后继节点,表示所求得的子问题集合。例如图 2.9 说明把问题 A 归结为 3 个不同的子问题集合: N, M 和 H。如果集合 N, M 或 H 中有一个能够解答,那么问题 A 就可解答。所以把 N, M 和 H 叫做或节点。

- (4) 图 2.9 进一步表示集合 N, M 和 H 的组成情况。图中, $N = \{B, C\}$, $M = \{D, E, F\}$, 而 H 由单一问题构成。一般对于代表两个或两个以上子问题集合的每个节点,有向弧线从此节点指向此子问题集合中的各个节点。由于只有当集合中所有的项都有解时,这个子问题的集合才能获得解答,所以这些子问题节点叫做与节点。为了区别于或节点,把具有共同父辈的与节点后裔的所有弧线用另外一段小弧线连接起来。

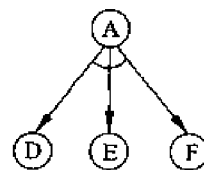


图 2.11 单算符与或树



(5) 在特殊情况下,当只有一个算符可以应用于问题 A,而且这个算符产生具有一个以上子问题的某个集合时,由上述规则(3)和规则(4)所产生的图可以得到简化。因此,代表子问题集合的中间或节点可以被略去,如图 2.11 所示。

在上述图形中,每个节点代表一个明显的问题或问题集合。除了起始节点以外,每个节点只有一个父辈节点。因此,实际上,这些图是与或树。

2.3 谓词逻辑法

虽然命题逻辑能够把客观世界的各种事实表示为逻辑命题,但是它具有较大的局限性,即它不适合于表示比较复杂的问题。谓词逻辑(predicate logic)允许表达那些无法用命题逻辑表达的事情。逻辑语句,更具体地说,一阶谓词演算是一种形式语言,其根本目的在于把数学中的逻辑论证符号化。如果能够采用数学演绎的方式证明一个新语句是从那些已知正确的语句导出的,那么也就能断定这个新语句也是正确的。

2.3.1 谓词演算

下面简要地介绍谓词逻辑的语言与方法。

1. 语法和语义

谓词逻辑的基本组成部分是谓词符号、变量符号、函数符号和常量符号,并用圆括弧、方括弧、花括弧和逗号隔开,以表示论域内的关系。例如,要表示“机器人(ROBOT)在 1 号房间(ROOM1)内”,可应用简单的原子公式:

$$\text{INROOM}(\text{ROBOT}, r1)$$

式中:ROBOT 和 $r1$ 为常量符号,INROOM 为谓词符号。一般地,原子公式由若干谓词符号和项组成。常量符号是最简单的项,用来表示论域内的物体或实体,它可以是实际的物体和人,也可以是概念或具有名字的任何事情。变量符号也是项,并且不必明确涉及是哪一个实体。函数符号表示论域内的函数。例如,函数符号 mother 可用来表示某人与他(或她)的母亲之间的一个映射。用下列原子公式表示“李(LI)的母亲与他的父亲结婚”这个关系:

$$\text{MARRIED}[\text{father}(\text{LI}), \text{mother}(\text{LI})]$$

在谓词演算中,一个合式公式可以通过规定语言的元素在论域内的关系以及实体和函数之间的对应关系来解释。对于每个谓词符号,必须规定定义域内的一个相应关系;对每个常量符号必须规定定义域内相应的一个实体;对每个函数符号,则必须规定定义域内相应的一个函数。这些规定确定了谓词演算语言的语义。在应用中,用谓词演算明确表示有关论域内的确定语句。对于已定义了的某个解释的一个原子公式,只有当其对应的语句在定义域内为真时,才具有值 T(真);而当其对应的语句在定义域内为假时,该原子公式才具有值 F(假)。因此,INROOM(ROBOT, $r1$)具有值 T,而 INROOM(ROBOT, $r2$)则具有值 F。

当一个原子公式含有变量符号时,对定义域内实体的变量可能有几个设定。对某几

个设定的变量,原子公式取值为 T;而对另外几个设定的变量,原子公式则取值为 F。

2. 连词和量词

原子公式是谓词演算的基本积木块,应用连词 \wedge (与)、 \vee (或)以及 \Rightarrow (蕴涵,或隐含)等(在某些文献中,也用 \rightarrow 来表示隐含关系),能够组合多个原子公式以构成比较复杂的合式公式。

连词 \wedge 用来表示复合句子。例如,句子“我喜爱音乐和绘画”可写成:

LIKE(I, MUSIC) \wedge LIKE(I, PAINTING)

此外,某些较简单的句子也可写成复合形式。例如“李住在一幢黄色的房子里”,即可用

LIVES(LI, HOUSE-1) \wedge COLOR(HOUSE-1, YELLOW)

来表示,其中谓词 LIVES 表示人与物体(房子)之间的关系,而谓词 COLOR 则表示物体与其颜色之间的关系。用连词 \wedge 把几个公式连接起来而构成的公式叫做合取,而此合取式的每个组成部分叫做合取项。一些合式公式所构成的任一合取也是一个合式公式。

连词 \vee 用来表示可兼有的“或”。例如,句子“李明打篮球或踢足球”可表示为:

PLAYS(LIMING, BASKETBALL) \vee PLAYS(LIMING, FOOTBALL)

用连词 \vee 把几个公式连接起来所构成的公式叫做析取,而此析取式的每一组成部分叫做析取项。由一些合式公式所构成的任一析取也是一个合式公式。

合取和析取的真值由其组成部分的真值决定。如果每个合取项均取值 T,则其合取值为 T,否则合取值为 F。如果析取项中至少有一个取 T 值,则其析取值为 T,否则取值 F。

连词 \Rightarrow 用来表示“如果 那么”的词句。例如,“如果该书是何平的,那么它是蓝色(封面)的”可表示为:

OWNS(HEPING, BOOK-1) \Rightarrow COLOR(BOOK-1, BLUE)

又如,“如果刘华跑得最快,那么他取得冠军”可表示为:

RUNS(LIUHUA, FASTEST) \Rightarrow WINS(LIUHUA, CHAMPION)

用连词 \Rightarrow 连接两个公式所构成的公式叫做蕴涵。蕴涵的左式叫做前项,右式叫做后项。如果前项和后项都是合式公式,那么蕴涵也是合式公式。如果后项取值 T (无论其前项的值为何),或者前项取值 F (无论后项的真值如何),则蕴涵取值 T;否则,蕴涵取值 F。

符号 \sim (非)用来否定一个公式的真值,也就是说,把一个合式公式的取值从 T 变为 F,或从 F 变为 T。例如,子句“机器人不在 2 号房间内”可表示为:

\sim INROOM(ROBOT, r2)

前面具有符号 \sim 的公式叫做否定。一个合式公式的否定也是合式公式。

在某些文献中,也有用符号 \neg 来表示否定的,它与符号 \sim 的作用完全一样。

如果把句子限制为至今已介绍过的造句法所能表示的那些句子,而且也不使用变量项,那么可以把这个谓词演算的子集叫做命题演算。命题演算对于许多简化了的定义域来说,是一种有效的表示,但它缺乏用有效的方法来表达多个命题(如“所有的机器人都是灰色的”)的能力。要扩大命题演算的能力,需要使公式中的命题带有变量。

有时,一个原子公式如 $P(x)$, 对于所有可能的变量 x 都具有值 T。这个特性可由在 $P(x)$ 前面加上全称量词 $(\forall x)$ 来表示。如果至少有一个 x 值可使 $P(x)$ 具有值 T, 那么这一特性可由在 $P(x)$ 前面加上存在量词 $(\exists x)$ 来表示。例如, 句子“所有的机器人都是灰色的”可表示为:

$$(\forall x)[\text{ROBOT}(x) \Rightarrow \text{COLOR}(x, \text{GRAY})]$$

而句子“1 号房间内有个物体”可表示为:

$$(\exists x) \text{INROOM}(x, r1)$$

这里, x 是被量化了的变量, 即 x 是经过量化的。量化一个合式公式中的某个变量所得到的表达式也是合式公式。如果一个合式公式中某个变量是经过量化的, 就把这个变量叫做约束变量, 否则称其为自由变量。在合式公式中, 感兴趣的主要是所有变量都是受约束的。这样的合式公式叫做句子。

值得指出的是, 本书中所用到的谓词演算为一阶谓词演算, 不允许对谓词符号或函数符号进行量化。例如, 在一阶谓词演算中, $(\forall P)P(A)$ 这样一些公式就不是合式公式。

2.3.2 谓词公式

1. 谓词公式的定义

用 $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示一个 n 元谓词公式, 其中 P 为 n 元谓词, x_1, x_2, \dots, x_n 为客体变量或变元。通常把 $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 叫做谓词演算的原子公式, 或原子谓词公式。可以用连词把原子谓词公式组成复合谓词公式, 并把它叫做分子谓词公式。为此, 用归纳法给出谓词公式的定义。在谓词演算中合式公式的递归定义如下:

- (1) 原子谓词公式是合式公式。
- (2) 若 A 为合式公式, 则 $\sim A$ 也是一个合式公式。
- (3) 若 A 和 B 都是合式公式, 则 $(A \wedge B)$, $(A \vee B)$, $(A \Rightarrow B)$ 和 $(A \leftrightarrow B)$ 也都是合式公式。
- (4) 若 A 是合式公式, x 为 A 中的自由变元, 则 $(\forall x)A$ 和 $(\exists x)A$ 都是合式公式。
- (5) 只有按上述规则(1)~规则(4)求得的公式, 才是合式公式。

例 2.2 试把下列命题表示为谓词公式: 任何整数或者为正或者为负

解 把上述命题意译如下:

对于所有的 x , 如果 x 是整数, 则 x 或为正的或者为负的。

用 $I(x)$ 表示“ x 是整数”, $P(x)$ 表示“ x 是正数”, $N(x)$ 表示“ x 是负数”。于是, 可以把给定命题用下列谓词公式来表示:

$$(\forall x)(I(x) \Rightarrow (P(x) \vee N(x)))$$

2. 合式公式的性质

如果 P 和 Q 是两个合式公式, 则由这两个合式公式所组成的复合表达式可由下列真值表(见表 2.1)给出。

表 2.1 真 值 表

P	Q	$P \vee Q$	$P \wedge Q$	$P \Rightarrow Q$	$\sim P$
T	T	T	T	T	F
F	T	T	F	T	T
T	F	T	F	F	F
F	F	F	F	T	T

如果两个合式公式,无论如何解释,其真值表都是相同的,那么就称此两合式公式是等价的。应用上述真值表,能够确立下列等价关系:

(1) 否定之否定

$\sim(\sim P)$ 等价于 P

(2) $P \vee Q$ 等价于 $\sim P \Rightarrow Q$

(3) 狄·摩根定律

$\sim(P \vee Q)$ 等价于 $\sim P \wedge \sim Q$

$\sim(P \wedge Q)$ 等价于 $\sim P \vee \sim Q$

(4) 分配律

$P \wedge (Q \vee R)$ 等价于 $(P \wedge Q) \vee (P \wedge R)$

$P \vee (Q \wedge R)$ 等价于 $(P \vee Q) \wedge (P \vee R)$

(5) 交换律

$P \wedge Q$ 等价于 $Q \wedge P$

$P \vee Q$ 等价于 $Q \vee P$

(6) 结合律

$(P \wedge Q) \wedge R$ 等价于 $P \wedge (Q \wedge R)$

$(P \vee Q) \vee R$ 等价于 $P \vee (Q \vee R)$

(7) 逆否律

$P \Rightarrow Q$ 等价于 $\sim Q \Rightarrow \sim P$

此外,还可建立下列等价关系:

(8) $\sim(\exists x)P(x)$ 等价于 $(\forall x)[\sim P(x)]$

$\sim(\forall x)P(x)$ 等价于 $(\exists x)[\sim P(x)]$

(9) $(\forall x)[P(x) \wedge Q(x)]$ 等价于 $(\forall x)P(x) \wedge (\forall x)Q(x)$

$(\forall x)[P(x) \vee Q(x)]$ 等价于 $(\forall x)P(x) \vee (\forall x)Q(x)$

(10) $(\forall x)P(x)$ 等价于 $(\forall y)P(y)$

$(\exists x)P(x)$ 等价于 $(\exists y)P(y)$

上述最后两个等价关系说明,在一个量化的表达式中的约束变量是一类虚元,它可以用任何一个不在表达式中出现过的其他变量符号来代替。

下面举一个用谓词演算来表示的英文句子的实例:

For every set x , there is a set y , such that the cardinality of y is greater than the cardinality of x .



这个英文句子可用谓词演算表示为:

$$(\forall x)\{\text{SET}(x) \Rightarrow (\exists y)(\exists u)(\exists v) \\ [\text{SET}(y) \wedge \text{CARD}(x, u) \wedge \text{CARD}(y, v) \wedge G(v, u)]\}$$

2.3.3 置换与合一

1. 置换

在谓词逻辑中,有些推理规则可应用于一定的合式公式和合式公式集,以产生新的合式公式。一个重要的推理规则是假元推理,这就是由合式公式 W_1 和 $W_1 \Rightarrow W_2$ 产生合式公式 W_2 的运算。另一个推理规则叫做全称化推理,它是由合式公式 $(\forall x)W(x)$ 产生合式公式 $W(A)$,其中 A 为任意常量符号。同时应用假元推理和全称化推理,例如,可由合式公式 $(\forall x)[W_1(x) \Rightarrow W_2(x)]$ 和 $W_1(A)$ 生成合式公式 $W_2(A)$ 。这就是寻找的 A 对 x 的置换(substitution),使 $W_1(A)$ 与 $W_1(x)$ 一致。

一个表达式的项可以是变量符号、常量符号或函数表达式。函数表达式由函数符号和项组成。一个表达式的置换就是在该表达式中用置换项置换变量。

例 2.3 表达式 $P[x, f(y), B]$ 的 4 个置换为

$$\begin{aligned} s1 &= \{z/x, w/y\} \\ s2 &= \{A/y\} \\ s3 &= \{q(z)/x, A/y\} \\ s4 &= \{c/x, A/y\} \end{aligned}$$

用 Es 来表示一个表达式 E 用置换 s 所得到的表达式的置换。于是,我们可得到 $P[x, f(y), B]$ 的 4 个置换的例,如下:

$$\begin{aligned} P[x, f(y), B]s1 &= P[z, f(w), B] \\ P[x, f(y), B]s2 &= P[x, f(A), B] \\ P[x, f(y), B]s3 &= P[q(z), f(A), B] \\ P[x, f(y), B]s4 &= P[c, f(A), B] \end{aligned}$$

置换是可结合的。用 $s1s2$ 表示两个置换 $s1$ 和 $s2$ 的合成。 L 表示一表达式,则有:

$$(Ls1)s2 = L(s1s2)$$

以及

$$(s1s2)s3 = s1(s2s3)$$

即用 $s1$ 和 $s2$ 相继作用于表达式 L 是同用 $s1s2$ 作用于 L 一样的。

一般说来,置换是不可交换的,即

$$s1s2 \neq s2s1$$

2. 合一

寻找项对变量的置换,以使两表达式一致,叫做合一(unification)。合一是人工智能中很重要的过程。

如果一个置换 s 作用于表达式集 $\{E_i\}$ 的每个元素,则用 $\{E_i\}s$ 来表示置换例的集。称表达式集 $\{E_i\}$ 是可合一的,如果存在一个置换 s 使得:

$$E_{1s} = E_{2s} = E_{3s} = \dots$$

那么称此 s 为 $\{E_i\}$ 的合一者, 因为 s 的作用是使集合 $\{E_i\}$ 成为单一形式。

例 2.4 表达式集 $\{P[x, f(y), B], P[x, f(B), B]\}$ 的合一者为:

$$s = \{A/x, B/y\}$$

因为

$$\begin{aligned} P[x, f(y), B]s &= P[x, f(B), B]s \\ &= P[A, f(B), B] \end{aligned}$$

即 s 使表达式成为单一形式:

$$P[A, f(B), B]$$

如果 s 是 $\{E_i\}$ 的任一合一者, 又存在某个 s' , 使得

$$\{E_i\}s = \{E_i\}gs'$$

成立, 则称 g 为 $\{E_i\}$ 的最通用(最一般)的合一者, 记为 mgu 。

例如, 对于上例, 尽管 $s = \{A/x, B/y\}$ 是集 $\{P[x, f(y), B], P[x, f(B), B]\}$ 的一个合一者, 但它不是最简单的合一者; 最简单的合一者应为:

$$g = \{B/y\}$$

2.4 语义网络法

语义网络是知识的一种结构化图解表示, 它由节点和弧线或链线组成。节点用于表示实体、概念和情况等, 弧线用于表示节点间的关系。

语义网络表示由下列 4 个相关部分组成:

- (1) 词法部分 决定表示词汇表中允许有哪些符号, 它涉及各个节点和弧线。
- (2) 结构部分 叙述符号排列的约束条件, 指定各弧线连接的节点对。
- (3) 过程部分 说明访问过程, 这些过程能用来建立和修正描述以及回答相关问题。
- (4) 语义部分 确定与描述相关的(联想)意义的方法即确定有关节点的排列及其占有物 and 对应弧线。

语义网络具有下列特点:

(1) 能把实体的结构、属性与实体间的因果关系显式并简明地表达出来, 与实体相关的事实、特征和关系可以通过相应的节点弧线推导出来。这样便以联想方式实现对系统的解释。

(2) 由于与概念相关的属性和联系被组织在一个相应的节点中, 因而使概念易于受访和学习。

(3) 表现问题更加直观, 更易于理解, 适于知识工程师与领域专家的沟通。语义网络中的继承方式也符合人类的思维习惯。

(4) 语义网络结构的语义解释依赖于该结构的推理过程而没有结构的约定, 因而得到的推理不能保证像谓词逻辑法那样有效。

(5) 节点间的联系可能是线状、树状或网状的, 甚至是递归状的结构, 使相应的知识存储和检索可能需要比较复杂的过程。



2.4.1 二元语义网络的表示

首先用语义网络来表示一些简单的事实。例如,所有的燕子(swallow)都是鸟(bird)。建立两个节点,SWALLOW 和 BIRD,分别表示燕子和鸟。两节点以“是一个”(ISA)链相连,如图 2.12 (a)所示。再如,希望表示小燕(xiaoyan)是一只燕子。那么,只需要在语义网络上增加一个节点(XIAOYAN)和一根 ISA 链,如图 2.12 (b)所示。除了按分类学对物体进行分类以外,人们通常需要表示有关物体性质的知识。例如,要用语义网络表示鸟有翅膀的事实,可按图 2.12 (c)来建立语义网络。

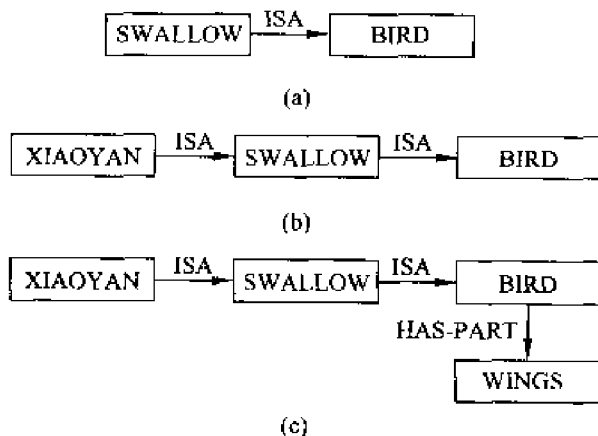


图 2.12 语义网络示例 1

假设希望表示小燕有一个巢(nest)这个事实,那么,可以用所有权链 OWNS 连到表示是小燕的巢的节点巢-1(NEST-1),如图 2.13 所示。巢-1 是巢中的一个,即 NEST 节点表示物体的种类,而 NEST-1 表示这种物体中的一个例子。如果希望把小燕从春天到秋天占有一个巢的信息加到语义网络中去,但是现有的语义网络还不能实现这一点。因为占有关系在语义网络中表示为一根链,它只能表示二元关系。如果用谓词运算来表示所讨论的例子,则要用一个四元的谓词演算。现在所需要的是一个和这样的四元谓词演算等价的,能够表示占有关系的起始时间、终止时间、占有者和所有物的语义网络。

由西蒙斯(Simmons)和斯洛克姆(Slocum)提出来的方法允许节点既可以表示一个物体或一组物体,也可以表示情况和动作。每一情况节点可以有一组向外的弧(事例弧),称为事例框,用以说明与该事例有关的各种变量。例如,应用具有事例弧的情况节点表示“小燕从春天到秋天占有一个巢”这个事实的语义网络就如图 2.13 (b)所示。图中设立了“占有权-1”(OWN-1)节点,表示小燕有自己的巢。当然,小燕还可以有其他东西。所以,占有权-1 只是占有权(ownership)的一个实例。而占有权又只是一种特定的“情况”(situation)。小燕是占有权-1 的一个特定的“物主”(owner),而巢-1 是占有权-1 的一个特定的“占有物”(ownee)。小燕占有“占有权-1”的时间从春天(spring)到秋天(fall),“春天”和“秋天”又被定为“时间”(time)的实例。

在选择节点时,首先要弄清节点是用于表示基本的物体或概念的,或是用于多种目的的。否则,如果语义网络只被用来表示一个特定的物体或概念,那么当有更多的实例时就

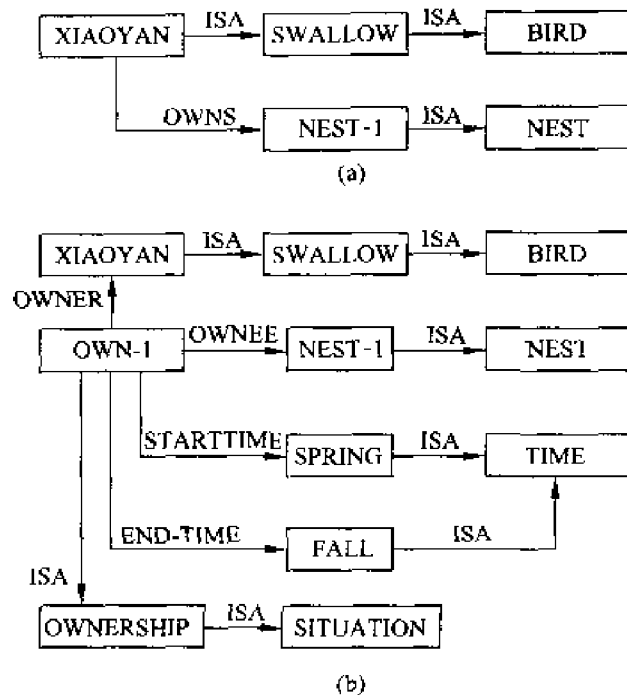


图 2.13 语义网络示例 2

需要更多的语义网络。这样就使问题复杂化。例如,如果把“我的汽车是棕黄色的”这一事实表示为一个如图 2.14 (a)所示的语义网络。那么如果要表示“李华的汽车是绿色的”这一事实,就需要另外建立一个网络。如果把汽车作为一个通用的概念,而把我的汽车作为汽车的一个实例,并表示我的汽车是棕黄色的,这时,语义网络就如图 2.14 (b)所示。如果要进一步表示“李华的汽车是绿色的”,只需扩展这个网络即可。如果要表示更多的汽车颜色,可以进一步扩展这个网络,这样做的优点是当寻找有关汽车的信息时,只要首先找到汽车这个节点就可以了。在图 2.14 中,像 CAR 这样的节点称为概念节点,像 MYCAR 这样的节点称为实例节点。

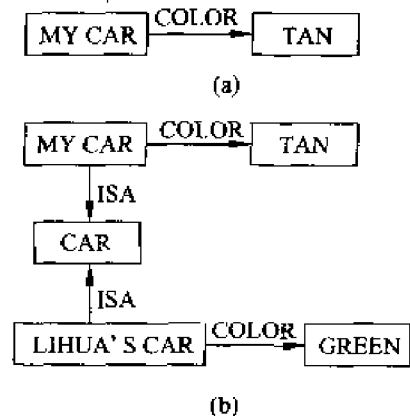


图 2.14 概念节点与实例节点

通常把有关一个物体或概念,或一组有关的物体或概念的知识用一个语义网络表示出来。否则,会造成过多的网络,使问题复杂化。与此相关的是寻找基本概念和某些基本弧的问题,称为“选择语义基元”问题。选择语义基元就是试图用一组基元来表示知识。这些基元描述基本知识,并以图解表示的形式相互联系。用这种方式,可以用简单的知识来表达更复杂的知识。例如,希望定义一个语义网络来表示椅子的概念。为了说明这个椅子是我的,建立“我的椅子”(MY CHAIR)节点。为进一步说明我的椅子是咖啡色的,增加一个“咖啡色”(BROWN)节点,并且用“颜色”(COLOR)链与我的椅子节点相连。为了说明我的椅子是皮面的,引入了“皮革”(LEATHER)节点,并和“包套”(COVERING)链相连。要说明椅子是一种家具,则引入

“家具”(FURNITURE)节点;要说明椅子是座位的一部分,加入“座位”(SEAT)节点。为表示椅子所有者的身份,设立了X节点,并以“所有者”(OWNER)链相连。然后,用“个人”(PERSON)节点表示椅子所有者的身份。这样建立的关于椅子的语义网络就如图2.15所示。

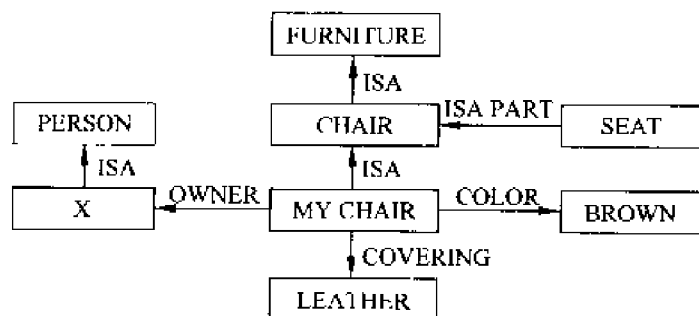


图 2.15 椅子的语义网络

2.4.2 多元语义网络的表示

语义网络是一种网络结构。节点之间以链相连。从本质上讲,节点之间的连接是二元关系。如果所要表示的知识是一元关系,例如,要表示李明是一个人,这在谓词逻辑中可表示为 $\text{MAN}(\text{LIMING})$ 。用语义网络,就可以表示为 $\text{LIMING} \xrightarrow{\text{ISA}} \text{MAN}$ 。和这样的表示法相等效的关系在谓词逻辑中表示为 $\text{ISA}(\text{LIMING}, \text{MAN})$ 。这说明语义网络可以毫无困难地表示一元关系。

如果所要表示的事实是多元关系的,例如,要表达北京大学(Beijing University,简称BU)和清华大学(Tsinghua University,简称TU)两校篮球队在北大进行的一场比赛的比分是85比89。若用谓词逻辑可表示为 $\text{SCORE}(\text{BU}, \text{TU}, (85-89))$ 。这个表示式中包含3项,而语义网络从本质上来说,只能表示二元关系。解决这个矛盾的一种方法是把这个多元关系转化为一组二元关系的组合,或二元关系的合取。具体来说,多元关系 $R(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 总可以转换成 $R_1(X_{11}, X_{12}) \wedge R_2(X_{21}, X_{22}) \wedge \dots \wedge R_n(X_{n1}, X_{n2})$ 。例如,3根线 a, b, c 组成一个三角形。这可表示成 $\text{TRIANGLE}(a, b, c)$ 。这个三元关系可以转换成一组二元关系的合取,即

$$\text{CAT}(a, b) \wedge \text{CAT}(b, c) \wedge \text{CAT}(c, a)$$

式中,CAT表示串行连接。

要在语义网络中进行这种转换需要引入附加节点。对于上述球赛,可以建立一个G25节点来表示这场特定的球赛。然后,把有关球赛的信息与这场球赛联系起来。这个过程如图2.16所示。

可以用语义网络表示谓词逻辑法中的各种连词及量化。

2.4.3 语义网络的推理过程

在语义网络知识表达方法中,没有形式语义,也就是说,与谓词逻辑不同,对所给定的

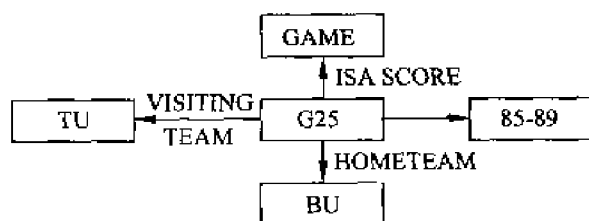


图 2.16 多元关系的语义网络表示

表达结构表示什么语义没有统一的表示法。赋予网络结构的含义完全决定于管理这个网络的过程的特性。已经设计了很多种以网络为基础的系统,它们各自采用完全不同的推理过程。

为了便于下面的叙述,对所用符号作进一步的规定。区分在链的头部和在链的尾部的节点,把在链的尾部的节点称为值节点。另外,还规定节点的槽相当于链,不过取不同的名字而已。在图 2.17 中,砖块 12(BRICK12)有 3 个链,构成两个槽。其中一个槽只有一个值,另外一个槽有两个值。颜色槽(COLOR)填入红色(RED),ISA 槽填入了砖块(BRICK)和玩具(TOY)。

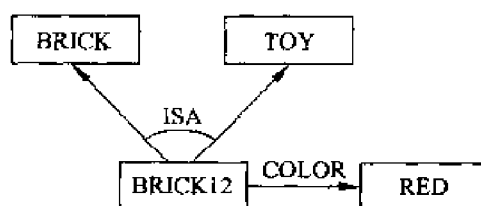


图 2.17 语义网络的槽与数值

语义网络中的推理过程主要有两种,一种是继承,另一种是匹配。以下分别介绍这两种过程。

1. 继承

在语义网络中所谓的继承是把对事物的描述从概念节点或类节点传递到实例节点。例如在图 2.18 上所示的语义网络中 BRICK 是概念节点, BRICK12 是一个实例节点。BRICK 节点在 SHAPE(外形)槽中填入了 RECTANGULAR(矩形),说明砖块的外形是矩形的。这个描述可以通过 ISA 链传递给实例节点 BRICK12。因此,虽然 BRICK12 节点没有 SHAPE 槽,但可以从这个语义网络推理出 BRICK12 的外形是矩形的。

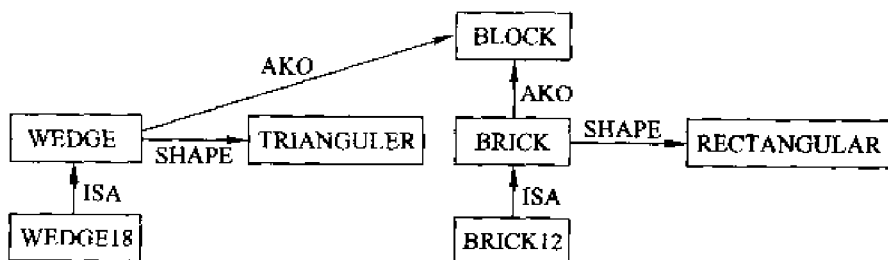


图 2.18 语义网络的值继承

这种推理过程类似于人的思维过程。一旦知道了某种事物的身份以后,可以联想起很多关于这件事物的一般描述。例如,通常认为鲸鱼很大,鸟比较小,城堡很古老,运动员很健壮。这就像用每种事物的典型情况来描述各种事物——鲸鱼、鸟、城堡和运动员——



那样。

一共有3种继承过程：值继承、“如果需要”继承和“缺省”继承。

(1) 值继承

除了ISA链以外,另外还有一种AKO(是某种)链也可被用于语义网络中的描述或特性的继承。AKO是A-KIND-OF的缩写。

总之,ISA和AKO链直接地表示类的成员关系以及子类和类之间的关系,提供了一种把知识从某一层传递到另一层的途径。

为了能够利用语义网络的继承特性进行推理,还需要一个搜索程序用来在合适的节点寻找合适的槽。

(2) “如果需要”继承

当不知道槽值时,可以利用已知信息来计算。例如,可以根据体积和物质的密度来计算积木的重量。进行上述计算的程序称为if-needed(如果需要)程序。

为了储存进行上述计算的程序,需要改进节点-槽-值的结构,允许槽有几种类型的值,而不只是一个类型。为此,每个槽又可以有若干个侧面,以储存这些不同类型的值。这样,以前讨论的原始意义上的值就放在“值侧面”中,if-needed程序存放在IF-NEEDED侧面中。

(3) “缺省”继承

在某些情况下,当对事物所作的假设不是十分有把握时,最好对所作的假设加上“可能”这样的字眼。例如,可以认为法官可能是诚实的,但不一定是;或认为宝石可能是很昂贵的,但不一定是。把这种具有相当程度的真实性,但又不能十分肯定的值称为“缺省”值。这种类型的值被放入槽的DEFAULT(缺省)侧面中。

2. 匹配

至今所讨论的是有关类节点和实例节点的问题。现在转向讨论更为困难一些的问题。当解决涉及由几部分组成的事物时,如图2.19所示的玩具房(TOY-HOUSE)和玩具房-77(TOY-HOUSE77),继承过程将如何进行。不仅必须制定如何把值从玩具房传递到玩具房-77的路径,而且必须制定把值从玩具房部件传递到玩具房-77部件的路径。

例如,很明显,由于TOY-HOUSE77是TOY-HOUSE的一个实例,所以它必须有两个部件,一个是砖块,另一个是楔块(wedge)。另外,作为玩具房的一个部件的砖块必须支撑楔块。在图2.19中,玩具房-77部件以及它们之间的链,都用虚线画的节点和箭头来表示。因为这些知识是通过继承而间接知道的,并不是通过实际的节点和链直接知道的。因此,虚线所表示的节点以及箭头所表示的链是虚节点和虚链。

没有必要从TOY-HOUSE节点把这些节点和链复制到TOY-HOUSE77节点上去,除非需要在这些复制节点加上玩具房-77所特有的信息。例如,如果要表示玩具房-77的砖块的颜色是红的,就必须为TOY-HOUSE77建立一个BRICK节点,并把RED放在这个BRICK节点的COLOR槽中。假设把RED放在作为玩具房部件的BRICK节点的COLOR槽中,这将意味着所有玩具房的砖都是红色的,而不是只在由玩具房-77所描述的特定房子中的砖是红色的。

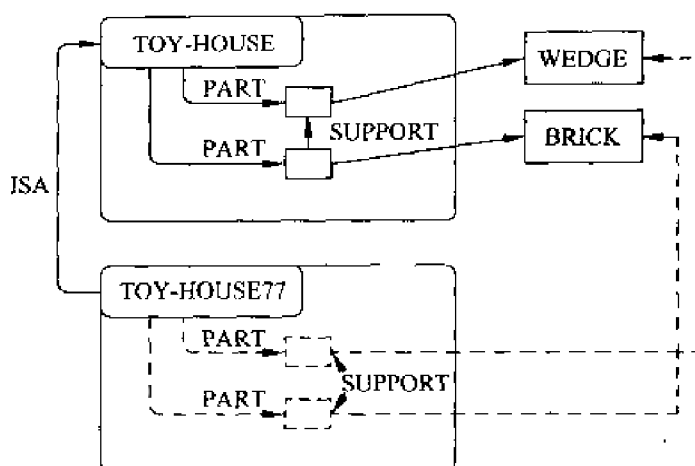


图 2.19 虚节点和虚链

现在来研究图 2.20 中的结构 35 (STRUCTURE35)。已知这个结构有两个部件, 一个砖块 BRICK12 和一个楔块 WEDGE18。一旦在 STRUCTURE35 和 TOY-HOUSE 之间放上 ISA 链, 就知道 BRICK12 必须支撑 WEDGE18。在图 2.20 中用虚线箭头表示 BRICK12 和 WEDGE18 之间的 SUPPORT 虚链。因为很容易做部件匹配, 所以虚线箭头的位置和方向很容易被确定。WEDGE18 肯定与作为 TOY-HOUSE 的一个部件的楔块相匹配, 而 BRICK12 肯定与砖块相匹配。

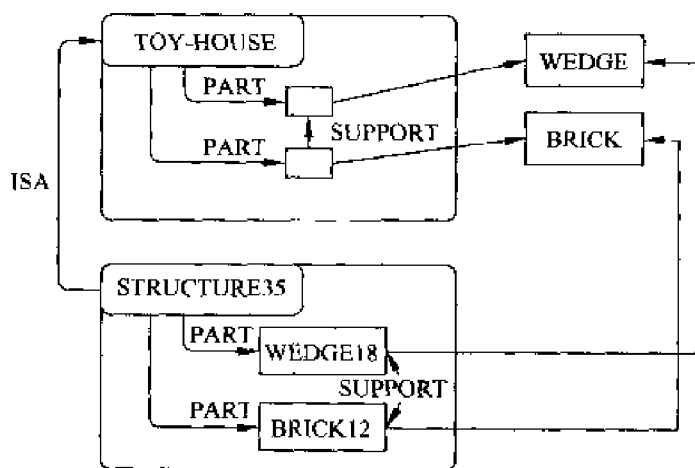


图 2.20 部件匹配

2.5 框架表示

心理学的研究表明, 在人类日常的思维和理解活动中, 当分析和解释遇到新情况时, 需要使用过去经验中积累的知识。这些知识规模巨大而且以很好的组织形式保留在人们的记忆中。例如, 当走进一家从未去过的饭店时, 根据以往的经验, 可以预见在这家饭店将会看到菜单、桌子、服务员等等。当走进教室时, 可以预见在教室里可以看到椅子、



黑板等等。人们试图用以往的经验来分析解释当前所遇到的情况,但无法把过去的经验一一都存在脑子里,而只能以一个通用数据结构的形式存储以往的经验。这样的数据结构称为框架(frame)。框架提供了一个结构,一种组织。在这个结构或组织中,新的资料可以用从过去的经验中得到的概念来分析和解释。因此,框架也是一种结构化表示法。

通常,框架采用语义网络中的节点、槽、值表示结构。所以框架也可以定义为是一组语义网络的节点和槽,这组节点和槽可以描述格式固定的事物、行动和事件。语义网络可以看做是节点和弧线的集合,也可以视为框架的集合。

2.5.1 框架的构成

框架通常由描述事物的各个方面的槽组成,每个槽可以拥有若干个侧面,而每个侧面又可以拥有若干个值。这些内容可以根据具体问题的具体需要来取舍,一个框架的一般结构如下:

```

<框架名>
  <槽 1><侧面 11><值 111>...
    <侧面 12><值 121>...
    ...
  <槽 2><侧面 21><值 211>...
    ...
  ...
  <槽 n><侧面 n1><值 n11>...
    ...
    <侧面 nm><值 nm1>...
  
```

较简单的情景是用框架来表示诸如人和房子等事物。例如,一个人可以用其职业、身高和体重等项描述,因而可以用这些项目组成框架的槽。当描述一个具体的人时,再用这些项目的具体值填入到相应的槽中。表 2.2 给出的是描述 John 的框架。

表 2.2 简单框架示例

JOHN		
ISA	:	PERSON
Profession	:	PROGRAMMER
Height	:	1.8m
Weight	:	79kg

对于大多数问题,不能这样简单地用一个框架来表示,必须同时使用许多框架,组成一个框架系统。如图 2.21 所示,表示的就是立方体的一个视图的框架。图中,最高层的框架,用 ISA 槽说明它是一个立方体,并由 region 槽指示出它所拥有的 3 个可见面 A,B,E。而 A,B,E 又分别用 3 个框架来具体描述。用 must be 槽指示出它们必须是一个平行四边形。

为了能从各个不同的角度来描述物体,可以对不同角度的视图分别建立框架,然后再

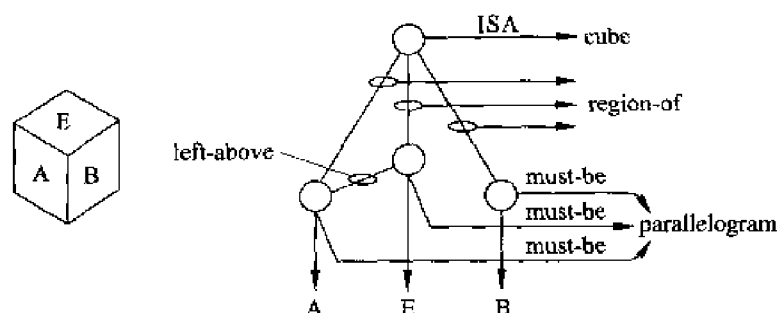


图 2.21 一个立体视图的框架表示

把它们联系起来组成一个框架系统。如图 2.22 所示,就是从 3 个不同的角度来研究一个立方体的例子。为了简便起见,图中略去了一些细节,在表示立方体表面的槽中,用实线与可见面连接,用虚线与不可见面连接。

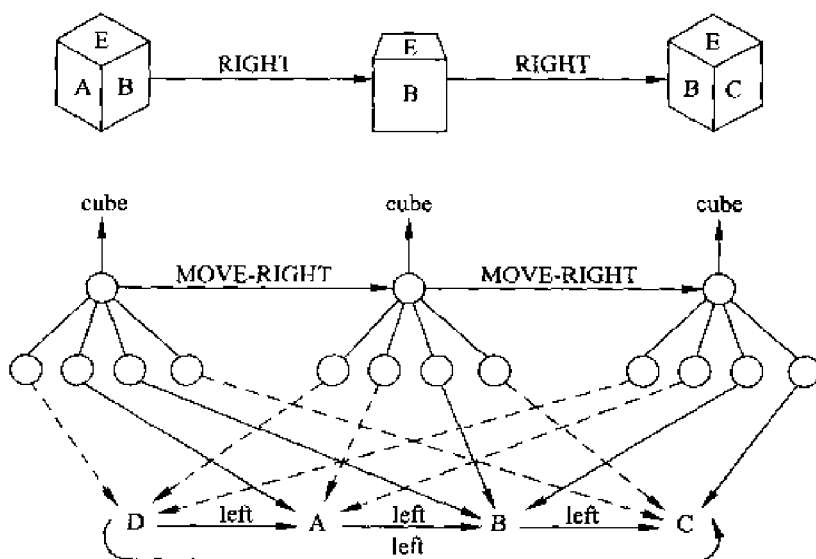


图 2.22 表示立方体的框架系统

从图中可见,一个框架结构可以是另一个框架的槽值,并且同一个框架结构可以作为几个不同的框架的槽值。这样,一些相同的信息可以不必重复存储,节省了存储空间。框架的一个重要特性是其继承性。为此,一个框架系统常被表示成一种树形结构,树的每一个节点是一个框架结构,子节点与父节点之间用 ISA 或 AKO 槽连接。所谓框架的继承性,就是当子节点的某些槽值或侧面值没有被直接记录时,可以从其父节点继承这些值。例如,椅子一般都有 4 条腿,如果一把具体的椅子没有说明它有几条腿,则可以通过一般椅子的特性,得出它也有 4 条腿。

框架是一种通用的知识表达形式,对于如何运用框架系统还没有一种统一的形式,常常由各种问题的不同需要来决定。

框架系统具有树状结构。树状结构框架系统的每个节点具有如下框架结构形式:

框架名

AKO VALUE(值)



PROP DEFAULT<表 1>

SF IF-NEEDED<算术表达式>

CONFLICT ADD<表 2>

其中框架名用类名表示。AKO 是一个槽,VALUE 是它的侧面,通过填写<值>的内容表示出该框架属于哪一类。PROP 槽用来记录该节点所具有的特性,其侧面 DEFAULT 表示该槽的内容是可以进行缺省继承的,即当<表 1>为非 NIL 时,PROP 的槽值为<表 1>,当<表 1>为 NIL 时,PROP 的槽值用其父节点的 PROP 槽值来代替。

2.5.2 框架的推理

如前所述,框架是一种复杂结构的语义网络。因此,语义网络推理中的匹配和特性继承在框架系统中也可以实行。除此以外,由于框架用于描述具有固定格式的事物、动作和事件,因此可以在新的情况下,推论出未被观察到的事实。框架用以下几种途径来帮助实现这一点:

(1) 框架包含它所描述的情况或物体的多方面的信息。这些信息可以被引用,就像已经直接观察到这些信息一样。例如,当一个程序访问一个 ROOM 框架时,不论是否有证据说明屋子里有门,都可以推论出,在屋子里至少有一个门。之所以能够这样做,是因为 ROOM 框架中包含对屋子的描述,其中包括在屋子里必须有门的事实。

(2) 框架包含物体必须具有的属性。在填充框架的各个槽时,要用到这些属性。建立对某一情况的描述要求先建立对此情况的各个方面的描述。与描述这个情况的框架中的各个槽有关的信息可用来指导如何建立这些方面的描述。

(3) 框架描述它们所代表的概念的典型事例。如果某一情况在很多方面和一个框架相匹配,只有少部分相互之间存在不同之处,这些不同之处很可能对应于当前情况的重要方面,也许应该对这些不同之处作出解答。因此,如果一个椅子被认为应有 4 条腿,而某一个椅子只有 3 条腿,那么或许这把椅子需要修理。

当然,在以某种方式应用框架以前,首先要确认这个框架是适用于当前所研究的情况的。这时,可以利用一定数量的部分证据来初步选择候选框架。这些候选框架被具体化,以建立一个描述当前情况的实例。这样的框架将包含若干个必须填入填充值的槽。然后程序通过检测当前的情况,试图找到合适的填充值。如果可以找到满足要求的填充值,就把它填入到这个具体框架的相应槽中去。如果找不到合适的填充值,就必须选择新的框架。从建立第一个具体的框架试验失败的原因中可为下一个应该试验什么框架提供有用的线索。另一方面,如果找到了合适的值,框架就被认为适合于描述当前的情况。当然,当前的情况可能改变。那么,关于产生什么变化的信息(例如,可以按顺时针方向沿屋子走动)可用来帮助选择描述这个新情况的框架。

用一个框架来具体体现一个特定情况的过程,经常是不很顺利的。当这个过程碰到障碍时,不必放弃原来的努力去从头开始,而是有很多办法可想:

(1) 选择与当前情况相对应的当前的框架片断,并把这个框架片断和候补框架相匹配。选择最佳匹配。如果当前的框架总的来说差不多是可以接受的,则许多已经做的、有关建立子结构以填入这个框架的工作将可保留。

(2) 尽管当前的框架和要描述的情况之间有不相匹配的地方,但是仍然可以继续应用这个框架。例如,所研究的只有 3 条腿的椅子,可能是一把破椅子或是有另一个在椅子前面的物体挡住了一条腿。框架的某一部分包含关于哪些特性是允许不匹配的信息。同样地,也有一般的启发性原则,比如一个漏失某项期望特性的框架(可能由于被挡住视线造成的)比另一个多了某一项不应有的特性的框架更适合当前的情况。举例来说,一个人只有一条腿比说一个人有 3 条腿或有尾巴更合乎情理些。

(3) 查询框架之间专门保存的链,以提出应朝哪个方向进行试探的建议。这种链的例子与图 2.23 所示的网络相似。例如,如果在和 CHAIR 框架匹配时,发现没有靠背,并且太宽,这时就建议用 BENCH(条凳)框架;如果太高,并且没有靠背,就建议用 STOOL(凳子)框架。

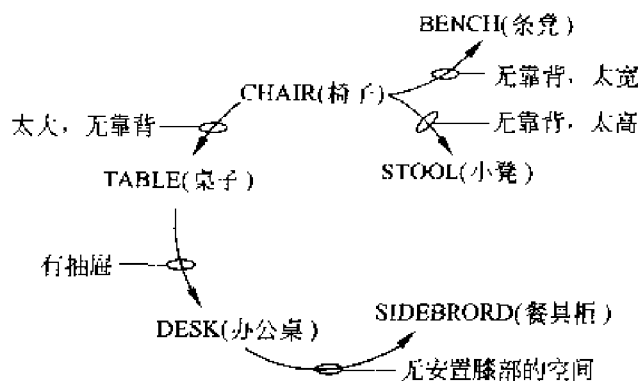


图 2.23 相似网络

(4) 沿着框架系统排列的层次结构向上移动(即从狗框架→哺乳动物框架→动物框架),直到找到一个足够通用并不与已有事实矛盾的框架。如果框架足够具体,可以提供所要求的知识,那就采用这个框架。或者建立一个新的、正好在匹配的框架的下一层的框架。

2.6 剧本表示

剧本(script)是框架的一种特殊形式,它用一组槽来描述某些事件的发生序列,就像剧本中的事件序列一样,故称为“剧本”或脚本。

2.6.1 剧本的构成

一个剧本一般由以下几部分组成:

- (1) 开场条件 给出在剧本中描述的事件发生的前提条件。
- (2) 角色 用来表示在剧本所描述的事件中可能出现的有关人物的一些槽。
- (3) 道具 用来表示在剧本所描述的事件中可能出现的有关物体的一些槽。
- (4) 场景 描述事件发生的真实顺序,可以由多个场景组成,每个场景又可以是其他剧本。



(5) 结果 给出在剧本所描述的事件发生以后通常所产生的结果。

下面以餐厅剧本为例说明剧本各个部分的组成。

(1) 开场条件

(a) 顾客饿了,需要进餐。

(b) 顾客有足够的钱。

(2) 角色

顾客,服务员,厨师,老板。

(3) 道具

食品,桌子,菜单,钱。

(4) 场景

场景1 进入餐厅

(a) 顾客走入餐厅。

(b) 寻找桌子。

(c) 在桌子旁坐下。

场景2 点菜

(a) 服务员给顾客菜单。

(b) 顾客点菜。

(c) 顾客把菜单还给服务员。

(d) 顾客等待服务员送菜。

场景3 等待

(a) 服务员把顾客所点的菜告诉厨师。

(b) 厨师做菜。

场景4 吃菜

(a) 厨师把做好的菜给服务员。

(b) 服务员给顾客送菜。

(c) 顾客吃菜。

场景5 离开

(a) 服务员拿来账单。

(b) 顾客付钱给服务员。

(c) 顾客离开餐厅。

(5) 结果

(a) 顾客吃了饭,不饿了。

(b) 顾客花了钱。

(c) 老板挣了钱。

(d) 餐厅食品少了。

2.6.2 剧本的推理

剧本是有用的知识表达结构,因为在现实世界中事件发生的某种模式来自事件之间

的因果关系。事件中的主人公完成一个动作后才能完成另一个动作。剧本中所描述的事件形成一个巨大的因果链,这个链的起点是一组开场条件,满足这些开场条件,剧本中的事件才能产生。链的终点是一组结果,有了这组结果,以后的事件或事件序列(可能用其他剧本来描述)才能发生。在这个链内一件事情和前后的事情都相互联系。前面的事件,使当前的事件有可能产生,而当前事件又使后面的事件有可能产生。

如已知某一剧本适用于所给定的情形,剧本在预言一些没有直接提到的事件方面特别有用。同时剧本对表示已经提到的事件之间的关系也很有用。例如,要表示某人点了炖牛肉这道菜和此人吃牛肉之间是什么联系,就可以利用剧本。但在应用某一剧本以前,必须先准备好剧本,也就是先要确定这个剧本适用于当前的情形。根据剧本的重要性,可以有两种准备剧本的方法。

(1) 对于不属于事件核心部分的剧本,只需设置指向该剧本的指针即可,以便当它成为核心时启用,如对于餐厅剧本,在下述事件中应采用这种方法:

苏珊在去博物馆的路上经过她喜欢的餐厅。她非常喜欢这次的毕加索作品展览会。

(2) 对于符合事件核心部分的剧本,则应使用在当前事件中涉及的具体对象和人物去填写剧本的槽。剧本的前提、道具、角色和事件等常能起到启用剧本的指示器的作用。

一旦剧本被启用,则可以应用它来进行推理。其中最重要的是运用剧本可以预测没有明显提及的事件的发生。例如,对于以下情节:

“昨晚,约翰到了餐厅。他订了牛排。当他要付款时发现钱已用光。因为开始下雨了,所以他赶紧回家了。”

如果有人提问:

“昨晚,约翰吃饭了吗?”

虽然在上面的情节中并没有提到约翰吃没吃饭的问题,但借助于餐厅剧本,可以回答:“他吃了。”这是因为启用了餐厅剧本,情节中的所有事件与剧本中所预测的事件序列相对应,因而可以推断出整个事件正常进行时所得出的结果。

但是,一旦一个典型的事件被中断,也就是给定情节中的某个事件与剧本中的事件不能对应时,剧本则不能预测被中断以后的事件了。例如如下情节:

“约翰走进餐厅。他被带到餐桌旁。订了一大块牛排之后,他坐在那儿等了许久。于是,他生气地走了。”

在该情节中,因为要久等,所以约翰走了,这一事件改变了餐厅脚本中所预测的事件序列,因而被中断了,这时就不能推断约翰是否付了账等情节,但仍然可以推断出他看了菜单,这是因为看菜单事件发生在中断之前。从该例也可以看出,利用剧本可以将事情的注意力集中在“因为久等,约翰生气了”这样一些特殊事件的发生上。

与框架这样的一些通用结构相比,剧本结构要呆板得多,知识表达的范围也很窄,因此不适用于表达各种知识,但对于表达预先构思好的特定知识,如理解故事情节等,是非常有效的。



2.7 过程表示

语义网络、框架和剧本等知识表示方法,均是对知识和事实的一种静止的表达方法,称这类知识表达方式为陈述式知识表达,它所强调的是事物所涉及的对象是什么,是对事物有关知识的静态描述,是知识的一种显式表达形式。而对于如何使用这些知识,则通过控制策略来决定。

与知识的陈述式表示相对应的是知识的过程式(procedure)表示。所谓过程式表示就是将有关某一问题领域的知识,连同如何使用这些知识的方法,均隐式地表达为一个求解问题的过程。它所给出的是事物的一些客观规律,表达的是如何求解问题。知识的描述形式就是程序,所有信息均隐含在程序之中。从程序求解问题的效率上来看,过程式表达要比陈述式表达高得多。但因其知识均隐含在程序中,因而难于添加新知识并扩充功能,适用范围较窄。

过程式不像陈述式那样具有固定的形式,如何描述知识完全取决于具体的问题。下面以八数码问题为例,给出一种求解该问题的过程式描述。

用一个 3×3 的方格阵来表示该问题的一个状态,为叙述方便,用 $a \sim i$ 来标记这9个方格,如图2.24(a)所示。问题的目标状态设定为如图2.24(b)所示。当任意给定一初始状态后,求解该问题的过程如下:

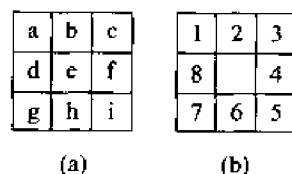


图 2.24 八数码问题状态的描述及其目标状态

- (1) 首先移动棋牌,使得棋子1和空格均不在位置c上。
- (2) 依次移动棋牌,使得空格位置沿图2.25(a)所示的箭头方向移动,直到棋子1位于a为止。
- (3) 依次移动将牌,使得空格位置沿图2.25(b)所示的箭头方向移动,直到数码2位于b为止。若这时刚好数码3在位置c,则转(6)。

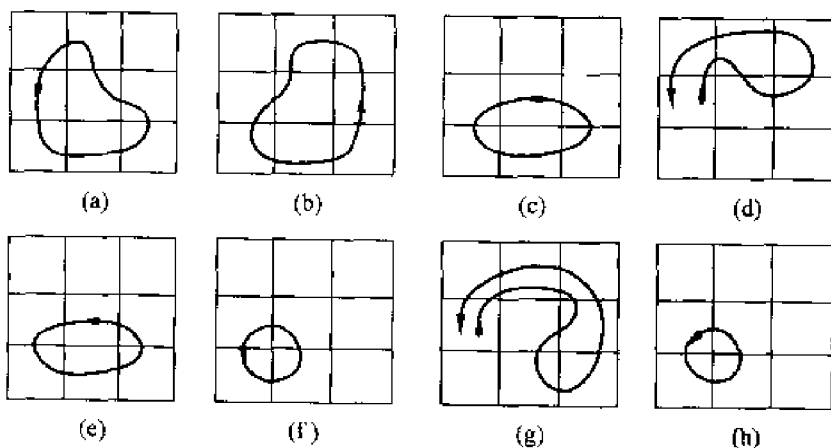


图 2.25 空格移动方向示意图

- (4) 依次移动将牌,使得空格位置沿图2.25(c)所示的箭头方向移动,直到数码3位于c为止。这时空格刚好在位置d。

经过以上 4 步,得到的状态如图 2.26 (a) 所示。其中“×”表示除空格以外的任何将牌。

(5) 依次移动将牌,使得空格位置沿图 2.25 (d) 所示的箭头方向移动,直到空格又回到 d 为止。此时状态如图 2.26 (b) 所示。

1	2	×
	3	×
×	×	×

(a)

1	2	3
	×	×
×	×	×

(b)

图 2.26 空格移动示意图

(6) 依次移动将牌,使得空格位置沿图 2.25 (e) 所示的箭头方向移动,直到数码 4 在位置 f 为止。若这时刚好数码 5 在位置 i,则转(9)。

(7) 依次移动将牌,使得空格位置沿图 2.25 (f) 所示的箭头方向移动,直到数码 5 位于 e 为止。这时空格刚好在位置 d。

(8) 依次移动将牌,使得空格位置沿图 2.25 (g) 所示的箭头方向移动,直到空格又回到位置 d 为止。

(9) 依次移动将牌,使得空格位置沿图 2.25 (h) 所示的箭头方向移动,直到数码 6 在位置 h 为止,若这时数码 7、8 分别在位置 g 和 d,则问题得解,否则,说明由所给初始状态达不到所要求的目标状态。

图 2.27 给出了应用以上过程求解一个具体的八数码问题的例子,其中(1)~(9)这 9 个状态分别对应了以上过程的(1)~(9)这 9 个步骤结束时所达到的状态。

2		1
4	6	5
3	7	8

(0)

2	1	5
4		6
3	7	8

(1)

1	6	5
	8	7
2	4	3

(2)

1	2	8
4		6
3	7	5

(3)

1	2	8
	3	4
7	5	6

(4)

1	2	3
	4	8
7	5	6

(5)

1	2	3
7		4
5	6	8

(6)

1	2	3
	5	4
6	7	8

(7)

1	2	3
	7	4
6	8	5

(8)

1	2	3
8		4
7	6	5

(9)

图 2.27 八数码问题示例

从图 2.27 可以看出,这样得到的解路显然不是最佳的,但是按这样的一种过程编写的计算机程序具有非常高的求解效率。

2.8 小 结

本章所讨论的知识表示问题是人工智能研究的核心问题之一。对知识表示新方法和混合表示方法的研究仍然是许多人工智能专家学者感兴趣的研究方向。适当选择和正确使用知识表示方法将极大地提高人工智能问题的求解效率。人们总是希望能够使用行之有效的知识表示方法来解决面临的问题。

知识表示方法很多,本章介绍了其中的 7 种,有图示法和公式法、结构化方法、陈述式表示和过程式表示等。



状态空间法是一种基于解答空间的问题表示和求解方法,它是以状态和操作符为基础的。在利用状态空间图表示时,从某个初始状态开始,每次加一个操作符,递增地建立起操作符的试验序列,直到达到目标状态为止。由于状态空间法需要扩展过多的节点,容易出现“组合爆炸”,因而只适用于表示比较简单的问题。

问题归约法从目标(要解决的问题)出发,逆向推理,通过一系列变换把初始问题变换为子问题集合和子子问题集合,直至最后归约为一个平凡的本原问题集合。这些本原问题的解可以直接得到,从而解决了初始问题,用与或图来有效地说明问题归约法的求解途径。问题归约法能够比状态空间法更有效地表示问题。状态空间法是问题归约法的特例。在问题归约法的与或图中,包含与节点和或节点,而在状态空间法中只含有或节点。

谓词逻辑法采用谓词合式公式和一阶谓词演算把要解决的问题变为一个有待证明的问题,然后采用消解定理和消解反演来证明一个新语句是从已知的正确语句导出来的,从而证明这个新语句也是正确的。谓词逻辑是一种形式语言,能够把数学中的逻辑论证符号化。谓词逻辑法常与其他表示方法混合使用,灵活方便,可以表示比较复杂的问题。

语义网络是一种结构化表示方法,它由节点和弧线或链线组成。节点用于表示物体、概念和状态,弧线用于表示节点间的关系。语义网络的解答是一个经过推理和匹配而得到的具有明确结果的新的语义网络。语义网络可用于表示多元关系,扩展后可以表示更复杂的问题。

框架是另一种结构化表示方法。框架通常由指定事物各个方面的槽组成,每个槽拥有若干个侧面,而每个侧面又可拥有若干个值。大多数实用系统必须同时使用许多框架,并可把它们联成一个框架系统。框架表示已获广泛应用,然而并非所有问题都可以用框架来表示。

剧本是框架的一种特殊形式,它使用一组槽来描述事件的发生序列。剧本表示特别适用于描述顺序性的动作或事件,但使用不如框架灵活,因此应用范围也不如框架那么广泛。

过程是一种知识的过程式表示,它将某一有关问题领域知识同这些使用方法一起,隐式地表示为一个问题求解过程。过程表示用程序来描述问题,具有很高的问题求解效率。由于知识隐含在程序中难以操作,所以适用范围较窄。

对于同一问题可以有许多不同的表示方法。不过对于特定问题有的表示方法比较有效,其他表示方法可能不大适用,或者不是好的表示方法。

在表示和求解比较复杂的问题时,采用单一的知识表示方法是远远不够的。往往必须采用多种方法混合表示。例如,综合采用框架、语义网络、谓词逻辑的过程表示方法(两种以上),可以使所研究的问题获得更有效的解决。

此外,在选择知识表示方法时,还要考虑所使用的程序设计语言所提供的功能和特点,以便能够更好地描述这些表示方法。

习 题

2-1 状态空间法、问题归约法、谓词逻辑法和语义网络法的要点是什么?它们有何本质

上的联系及异同点？

- 2-2 设有 3 个传教士和 3 个野人来到河边，打算乘一只船从右岸渡到左岸去。该船的负载能力为两人。在任何时候，如果野人人数超过传教士人数，那么野人就会把传教士吃掉。他们怎样才能用这条船安全地把所有人都渡过河去？
- 2-3 利用图 2.3，用状态空间法规划一个最短的旅行路程：此旅程从城市 A 开始，访问其他城市不多于一次，并返回 A。选择一个状态表示，表示出所求得的状态空间的节点及弧线，标出适当的代价，并指明图中从起始节点到目标节点的最佳路径。
- 2-4 试说明怎样用一棵与或解树来表达图 2.28 所示的电网络阻抗的计算。单独的 R, L 或 C 可分别用 $R, j\omega L$ 或 $1/j\omega C$ 来计算，这个事实用作本原问题。后继算符应以复合并联和串联阻抗的规则为基础。

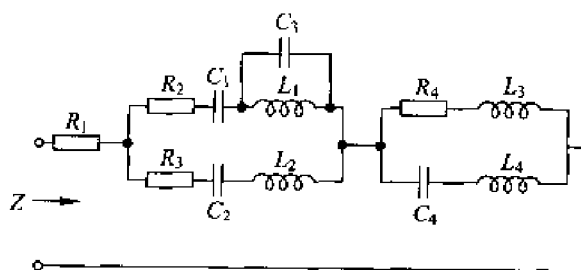


图 2.28

- 2-5 试用四元数列结构表示四圆盘梵塔问题，并画出求解该问题的与或图。
- 2-6 把下列句子变换成子句形式：
- (1) $(\forall x)\{P(x) \rightarrow P(x)\}$
 - (2) $\forall x \forall y (\text{On}(x, y) \rightarrow \text{Above}(x, y))$
 - (3) $\forall x \forall y \forall z (\text{Above}(x, y) \wedge \text{Above}(y, z) \rightarrow \text{Above}(x, z))$
 - (4) $\sim \{ (\forall x)\{P(x) \rightarrow ((\forall y)[p(y) \rightarrow p(f(x, y))] \wedge (\forall y)[Q(x, y) \rightarrow P(y)]]\} \}$
- 2-7 用谓词演算公式表示下列英文句子(多用而不是省用不同谓词和项。例如不要用单一的谓词字母来表示每个句子)。

A computer system is intelligent if it can perform a task which, if performed by a human, requires intelligence.

- 2-8 把下列语句表示成语义网络描述：

- (1) All man are mortal.
- (2) Every cloud has a silver lining.
- (3) All branch managers of DEC participate in a profit-sharing plan.

- 2-9 作为一个电影观众，请你编写一个去电影院看电影的剧本。

- 2-10 试构造一个描述你的寝室或办公室的框架系统。

上一章研究的知识表示方法是问题求解所必需的。表示问题是为了进一步解决问题。从问题的表示到问题的解决,有个求解的过程,也就是搜索过程。在这一过程中,采用适当的搜索技术,包括各种规则、过程和算法等推理技术,力求找到问题的解答。本章首先介绍图搜索策略的一般过程,接着讨论一些早期的搜索技术或用于解决比较简单问题的搜索原理,然后研究一些比较新的能够求解比较复杂问题的推理技术。

3.1 图搜索策略

从本节起,将要研究如何通过网络寻找路径,进而求解问题。首先研究图搜索的一般策略,它给出图搜索过程的一般步骤,并可从中看出无信息搜索和启发式搜索的区别。

可把图搜索控制策略看成是一种在图中寻找路径的方法。初始节点和目标节点分别代表初始数据库和满足终止条件的数据库。求得把一个数据库变换为另一个数据库的规则序列问题就等价于求得图中的一条路径问题。

图搜索(GRAPHSEARCH)的一般过程如下:

(1) 建立一个只含有起始节点 S 的搜索图 G ,把 S 放到一个叫做 OPEN 的未扩展节点表中。

(2) 建立一个叫做 CLOSED 的已扩展节点表,其初始为空表。

(3) LOOP: 若 OPEN 表是空表,则失败退出。

(4) 选择 OPEN 表上的第一个节点,把它从 OPEN 表移出并放进 CLOSED 表中,称此节点为节点 n 。

(5) 若 n 为一目标节点,则有解并成功退出,此解是追踪图 G 中沿着指针从 n 到 S 这条路径而得到的(指针将在第(7)步中设置)。

(6) 扩展节点 n ,同时生成不是 n 的祖先的那些后继节点的集合 M 。把 M 的这些成员作为 n 的后继节点添入图 G 中。

(7) 对那些未曾在 G 中出现过的(即未曾在 OPEN 表上或 CLOSED 表上出现过的) M 成员设置一个通向 n 的指针,把 M 的这些成员加进 OPEN 表。对已经在 OPEN 或 CLOSED 表上的每一个 M 成员,确定是否需要更改通到 n 的指针方向。对已在 CLOSED 表上的每个 M 成员,确定是否需要更改图 G 中通向它的每个后裔节点的指针方向。

(8) 按某一任意方式或按某个试探值,重排 OPEN 表。



(9) GO LOOP.

以上搜索过程可用图 3.1 的程序框图来表示。

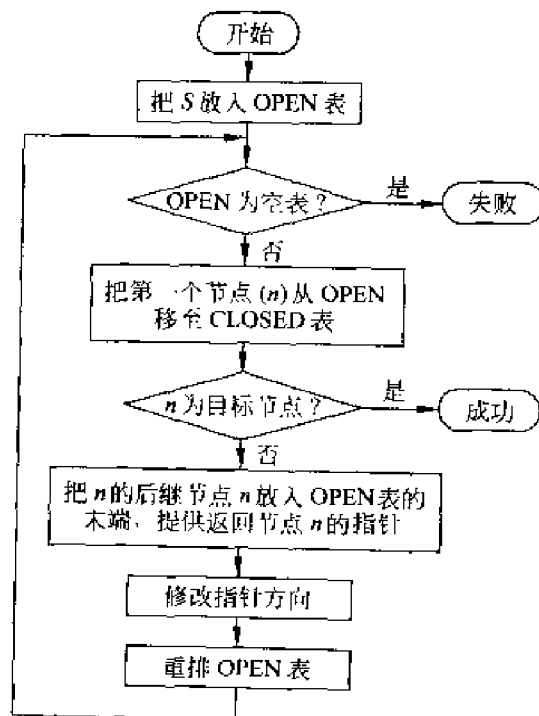


图 3.1 图搜索过程框图

这个过程一般包括各种各样的具体的图搜索算法。此过程生成一个明确的图 G (称为搜索图) 和 G 的一个子集 T (称为搜索树), 树 T 上的每个节点也在图 G 中。搜索树是由步骤(7)中设置的指针来确定的。 G 中的每个节点 (S 除外) 都有一个只指向 G 中一个父辈节点的指针, 该父辈节点就定为树中那个节点的惟一父辈节点。搜索图形成局部的排序, 因为图中没有一个后继节点是自己的祖先节点 (见步骤(6))。到达由算法发现的某个节点上, 每条可能的路径被明确地保存在图中。对任何节点的单独一条明显路径是用 T 来定义的: 粗略地说, 在 OPEN 表上的节点都是搜索图的端节点, 而在 CLOSED 表上的节点则不是。较确切地说, 在步骤(3), OPEN 表上的节点都是搜索树上未被扩展的那些节点; 在 CLOSED 表上的节点, 或者是几个已被扩展但是在搜索树中没有生成后继节点的端节点, 或者是搜索树的非端节点。

步骤(8)对 OPEN 表上的节点进行排序, 以便能够从中选出一个“最好”的节点作为步骤(4)扩展使用。这种排序可以是任意的, 即盲目的 (属于盲目搜索), 也可以用以后要讨论的各种启发思想或其他准则为依据 (属于启发式搜索)。每当被选作扩展的节点为目标节点时, 这一过程就宣告成功结束。这时, 能够重现从起始节点到目标节点的这条成功路径, 其办法是从目标节点按指针向 S 返回追溯。当搜索树不再剩有未被扩展的端节点时, 过程就以失败告终 (某些节点最终可能没有后继节点, 所以 OPEN 表可能最后变成空表)。在失败终止的情况下, 从起始节点出发, 一定达不到目标节点。

GRAPHSEARCH 算法同时生成一个节点的所有后继节点。为了说明图搜索过程



的某些通用性质,将继续使用同时生成所有后继节点的算法,而不采用修正算法。在修正算法中,一次只生成一个后继节点。

从图搜索过程可以看出,是否重新安排 OPEN 表,即是否按照某个试探值(或准则、启发信息等)重新对未扩展节点进行排序,将决定该图搜索过程是无信息搜索或启发式搜索。本章后续各节将依次讨论无信息搜索和启发式搜索策略。

3.2 盲目搜索

无须重新安排 OPEN 表的搜索叫做无信息搜索或盲目搜索,它包括宽度优先搜索、深度优先搜索和等代价搜索等。盲目搜索只适用于求解比较简单的问题。

3.2.1 宽度优先搜索

如果搜索是以接近起始节点的程度来依次扩展节点,那么这种搜索就叫做宽度优先搜索(breadth-first search),如图 3.2 所示。从图 3.2 可见,这种搜索是逐层进行的;在对下一层的任一节点进行搜索之前,必须搜索完本层的所有节点。

宽度优先搜索算法如下:

(1) 把起始节点放到 OPEN 表中(如果该起始节点为一目标节点,则求得一个解答)。

(2) 如果 OPEN 是个空表,则没有解,失败退出;否则继续。

(3) 把第一个节点(节点 n)从 OPEN 表移出,并把它放入 CLOSED 的扩展节点表中。

(4) 扩展节点 n 。如果没有后继节点,则转向步骤(2)。

(5) 把 n 的所有后继节点放到 OPEN 表的末端,并提供从这些后继节点回到 n 的指针。

(6) 如果 n 的任一后继节点是个目标节点,则找到一个解答,成功退出;否则转向步骤(2)。

上述宽度优先算法如图 3.3 所示。

这一算法假定起始节点本身不是目标节点。要检验起始节点是目标节点的可能性,只要在步骤(1)的最后,加上一句“如果起始节点为一目标节点,则求得一个解答”即可做到,正如步骤(1)括号内所写的。这个搜索过程产生的节点和指针构成一棵隐式定义的状态空间树的子树,称为搜索树。

显而易见,宽度优先搜索方法能够保证在搜索树中找到一条通向目标节点的最短途径;这棵搜索树提供了所有存在的路径(如果没有路径存在,那么对有限图来说,表示该法失败退出;对于无限图来说,则表示永远不会终止)。

图 3.4 绘出把宽度优先搜索应用于八数码难题时所生成的搜索树。这个问题就是要

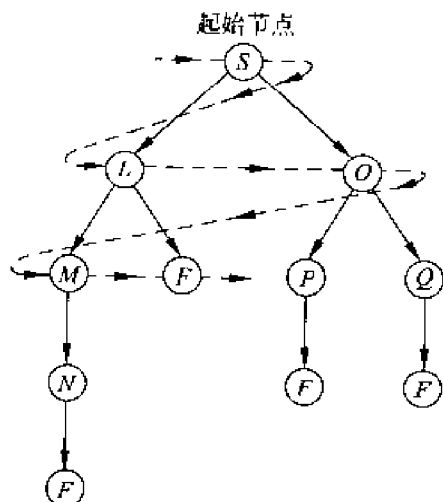


图 3.2 宽度优先搜索示意图

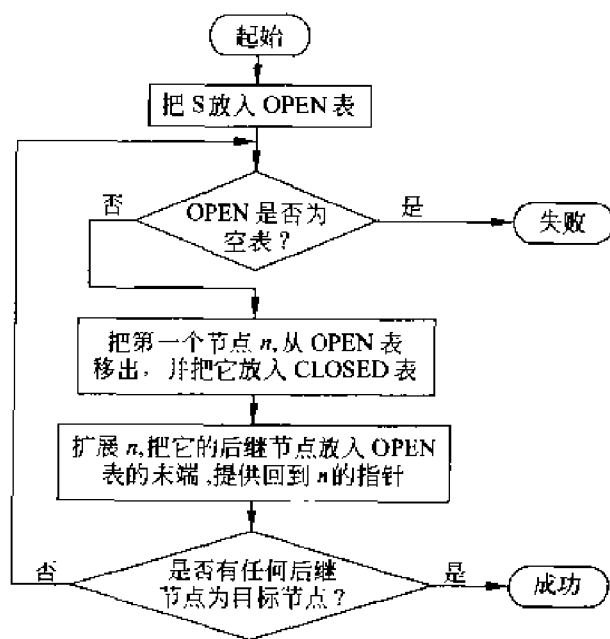


图 3.3 宽度优先算法框图

把初始棋局变为如下目标棋局的问题：

1	2	3
8		4
7	6	5

搜索树上的所有节点都标记它们所对应的状态描述, 每个节点旁边的数字表示节点扩展的顺序(按顺时针方向移动空格)。图 3.4 中的第 27 个节点是目标节点。

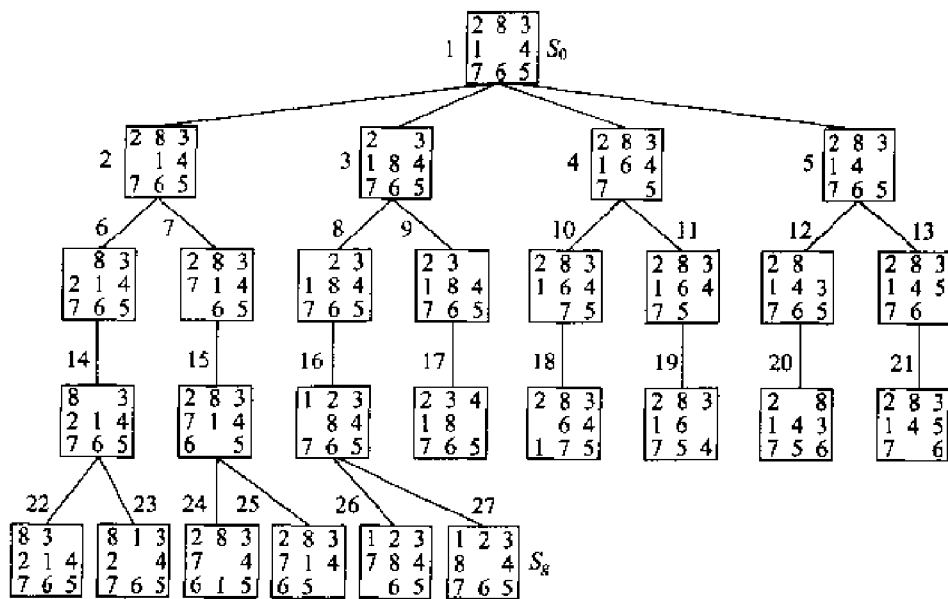


图 3.4 八数码难题的宽度优先搜索树



3.2.2 深度优先搜索

另一种盲目(无信息)搜索叫做深度优先搜索(depth-first search)。在深度优先搜索中,首先扩展最新产生的(即最深的)节点,如图 3.5 所示。深度相等的节点可以任意排列。我们定义节点的深度如下:

- (1) 起始节点(即根节点)的深度为 0。
- (2) 任何其他节点的深度等于其父辈节点的深度加 1。

首先,扩展最深的节点的结果使得搜索沿着状态空间某条单一的路径从起始节点向下进行下去;只有当搜索到达一个没有后裔的状态时,它才考虑另一条替代的路径。替代路径与前面已经试过的路径的不同之处仅仅在于改变最后 n 步,而且保持 n 尽可能小。

对于许多问题,其状态空间搜索树的深度可能为无限深,或者可能至少要比某个可接受的解答序列的已知深度上限还要深。为了避免考虑太长的路径(防止搜索过程沿着无益的路径扩展下去),往往给出一个节点扩展的最大深度——深度界限。任何节点如果达到了深度界限,那么都将把它们作为没有后继节点来处理。值得说明的是,即使应用了深度界限的规定,所求得的解答路径并不一定就是最短路径。

含有深度界限的深度优先搜索算法如下:

- (1) 把起始节点 S 放到未扩展节点 (OPEN 表中)。如果此节点为一目标节点,则得到一个解。
- (2) 如果 OPEN 为一空表,则失败退出。
- (3) 把第一个节点(节点 n)从 OPEN 表移到 CLOSED 表。
- (4) 如果节点 n 的深度等于最大深度,则转向步骤(2)。
- (5) 扩展节点 n ,产生其全部后裔,并把它们放入 OPEN 表的前头。如果没有后裔,则转向步骤(2)。
- (6) 如果后继节点中有任一个为目标节点,则求得一个解,成功退出;否则,转向步骤(2)。

有界深度优先搜索算法的程序框图如图 3.6 所示。

图 3.7 绘出按深度优先搜索生成的八数码难题搜索树,其中,设置深度界限为 5。粗线条的路径表明含有 5 条应用规则的一个解。从图 3.7 可见,深度优先搜索过程是沿着一条路径进行下去,直到深度界限为止,然后再考虑只有最后一步有差别的相同深度或较浅深度可供选择的路径,接着再考虑最后两步有差别的那些路径,等等。

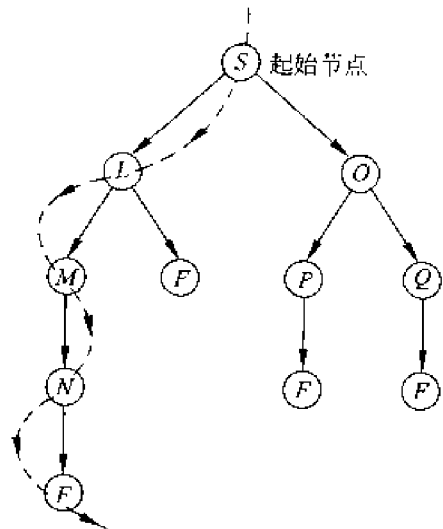


图 3.5 深度优先搜索示意图

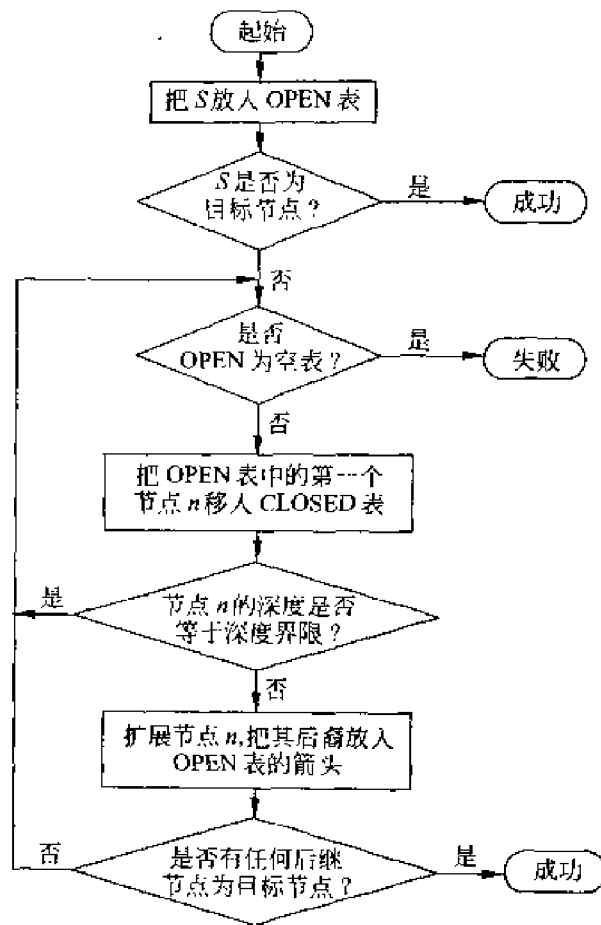


图 3.6 有界深度优先搜索算法框图

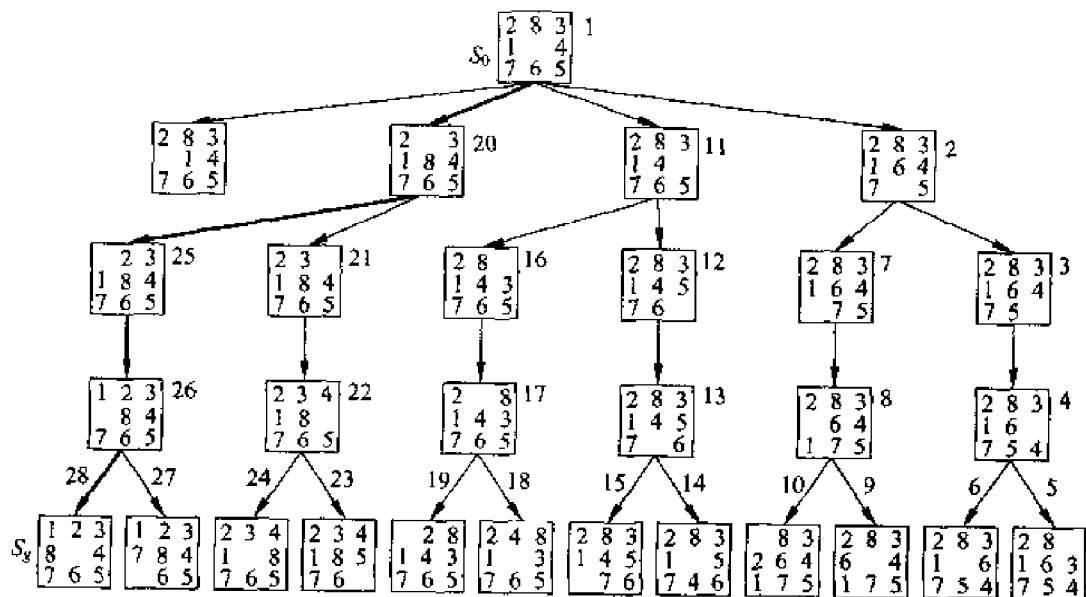


图 3.7 八数码难题的有界深度优先搜索树

3.2.3 等代价搜索

有些问题并不要求有应用算符序列为最少的解,而是要求具有某些特性的解。搜索树中每条连接弧线上的有关代价以及随之而求得的具有最小代价的解答路径,与许多这样的广义准则相符合。宽度优先搜索可被推广用来解决这种寻找从起始状态至目标状态的具有最小代价的路径问题,这种推广了的宽度优先搜索算法叫做等代价搜索算法。如果所有的连接弧线具有相等的代价,那么等代价算法就简化为宽度优先搜索算法。在等代价搜索算法中,不是描述沿着等长度路径断层进行的扩展,而是描述沿着等代价路径断层进行的扩展。

在等代价搜索算法中,把从节点 i 到其后继节点 j 的连接弧线代价记为 $c(i, j)$,把从起始节点 S 到任一节点 i 的路径代价记为 $g(i)$ 。在搜索树上,假设 $g(i)$ 也是从起始节点 S 到节点 i 的最少代价路径上的代价,因为它是惟一的路径。等代价搜索方法以 $g(i)$ 的递增顺序扩展其节点,其算法如下:

- (1) 把起始节点 S 放到未扩展节点表 OPEN 中。如果此起始节点为一目标节点,则求得一个解;否则令 $g(S)=0$ 。
- (2) 如果 OPEN 是个空表,则没有解而失败退出。
- (3) 从 OPEN 表中选择一个节点 i ,使其 $g(i)$ 为最小。如果有几个节点都合格,那么

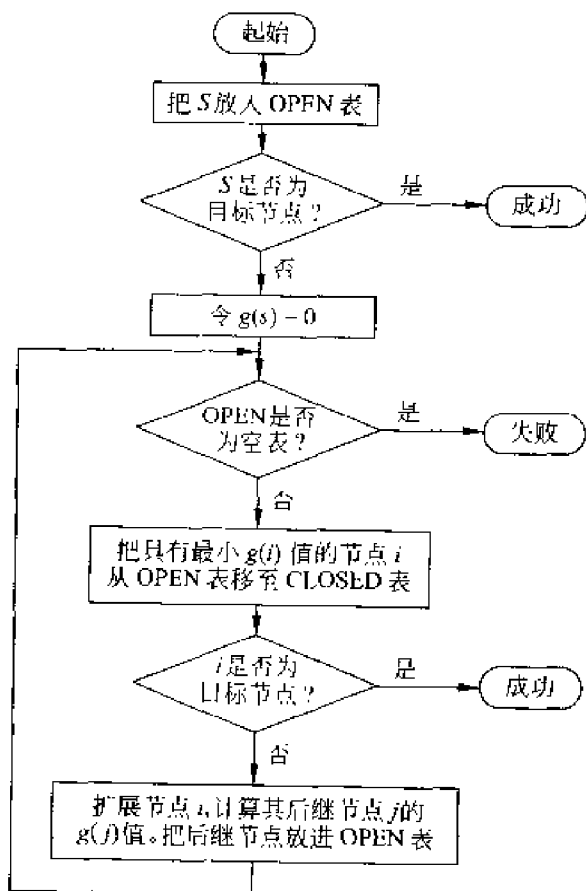


图 3.8 等代价搜索算法框图

就要选择一个目标节点作为节点 i (要是目标节点的话); 否则, 就从中选一个作为节点 i 。把节点 i 从 OPEN 表移至扩展节点表 CLOSED 中。

(4) 如果节点 i 为目标节点, 则求得一个解。

(5) 扩展节点 i 。如果没有后继节点, 则转向步骤(2)。

(6) 对于节点 i 的每个后继节点 j , 计算 $g(j) = g(i) + c(i, j)$, 并把所有后继节点 j 放进 OPEN 表。提供回到节点 i 的指针。

(7) 转向步骤(2)。

等代价搜索算法框图如图 3.8 所示。

3.3 启发式搜索

盲目搜索的效率较低, 会耗费过多的计算空间与时间。如果能够找到一种方法用于排列待扩展节点的顺序, 即选择最有希望的节点加以扩展, 那么, 搜索效率将会大为提高。在许多情况下, 能够通过检测来确定合理的顺序。本节所介绍的搜索方法就是优先考虑这类检测, 称这类搜索为启发式搜索 (heuristically search) 或有信息搜索 (informed search)。

3.3.1 启发式搜索策略和估价函数

要在盲目搜索中找到一个解, 所需要扩展的节点数目可能是很大的。因为这些节点的扩展次序是完全随意的, 而且没有利用已解决问题的任何特性。因此, 除了那些最简单的问题之外, 一般都要占用很多时间或空间 (或者两者均有)。这种结果是组合爆炸的一种表现形式。

有关具体问题领域的信息常常可以用来简化搜索。假设初始状态、算符和目标状态的定义都是完全确定的, 然后决定一个搜索空间。因此, 问题就在于如何有效地搜索这个给定空间。进行这种搜索的技术一般需要某些有关具体问题领域的特性的信息。已把此种信息叫做启发信息, 并把利用启发信息的搜索方法叫做启发性搜索方法。

利用启发信息来决定哪一个是下一步要扩展的节点。这种搜索总是选择“最有希望”的节点作为下一个被扩展的节点, 称这种搜索为有序搜索 (ordered search)。

一个比较灵活 (但代价也较大) 的利用启发信息的方法是应用某些准则来重新排列每一步 OPEN 表中所有节点的顺序。然后, 搜索就可能沿着某个被认为是最有希望的边缘区段向外扩展。应用这种排序过程, 需要某些估算节点“希望”的量度, 这种量度叫做估价函数 (evaluation function)。

要使路径代价与求得此路径所需要的搜索代价的某些综合指标为最小, 通常情况下, 特别感兴趣的一些搜索方法是对于所有可能遇到的问题, 使其平均综合指标为最小。

实际上, 确定一种搜索方法是否比另一种搜索方法具有更强的启发能力的问题往往变成在实际应用这些方法的经验中获取有关信息的直观知识问题。

估价函数能够提供一个评定候选扩展节点的方法, 以便确定哪个节点最有可能在通向目标的最佳路径上。启发信息可用在 GRAPHSEARCH 步骤(8)中来排列 OPEN 表

上的节点,使得搜索沿着那些被认为最有希望的区段扩展。一个估量某个节点“希望”程度的重要方法是对各个节点使用估价函数的实值函数。已经根据许多概念建立了估价函数:试图确定一个处在最佳路径上的节点的概率;提出任意节点与目标集之间的距离量度或差别量度;或者在棋盘式的博弈和难题中根据棋局的某些特点来决定棋局的得分。这些特点被认为与向目标节点前进一步的希望程度有关。

用符号 f 来标记估价函数,用 $f(n)$ 表示节点 n 的估价函数值。暂时令 f 为任意函数,以后将会提出 f 是从起始节点约束地通过节点 n 而到达目标节点的最小代价路径上的一个估算代价。

用函数 f 来排列 GRAPHSEARCH 步骤(8)中 OPEN 表上的节点。根据习惯,OPEN 表上的节点按照它们 f 函数值的递增顺序来排列。根据推测,某个具有低的估计值的节点较有可能处在最佳路径上。应用某个算法(例如等代价算法)选择 OPEN 表上具有最小 f 值的节点作为下一个要扩展的节点,这种搜索方法叫做有序搜索或最佳优先搜索,而其算法就叫做有序搜索算法或最佳优先算法。

3.3.2 有序搜索

有序搜索(ordered search)又称为最好优先搜索(best-first search),它总是选择最有希望的节点作为下一个要扩展的节点。

尼尔逊(Nilsson)曾提出一个有序搜索的基本算法。估价函数 f 是这样确定的:一个节点的希望程度越大,则其 f 值越小。被选为扩展的节点,是估价函数最小的节点。

有序状态空间搜索算法描述如下:

- (1) 把起始节点 S 放到 OPEN 表中,计算 $f(S)$,并把其值与节点 S 联系起来。
- (2) 如果 OPEN 是个空表,则失败退出,无解。
- (3) 从 OPEN 表中选择一个 f 值最小的节点 i 。结果有几个节点合格,当其中有一个为目标节点时,则选择此目标节点,否则就选择其中任一个节点作为节点 i 。
- (4) 把节点 i 从 OPEN 表中移出,并把它放入 CLOSED 的扩展节点表中。
- (5) 如果 i 是个目标节点,则成功退出,求得一个解。
- (6) 扩展节点 i ,生成其全部后继节点。对于 i 的每一个后继节点 j :
 - (a) 计算 $f(j)$ 。
 - (b) 如果 j 既不在 OPEN 表中,也不在 CLOSED 表中,则用估价函数 f 把它添入 OPEN 表。从 j 加一指向其父辈节点 i 的指针,以便一旦找到目标节点时记住一个解答路径。
 - (c) 如果 j 已在 OPEN 表或 CLOSED 表上,则比较刚刚对 j 计算过的 f 值和前面计算过的该节点在表中的 f 值。如果新的 f 值较小,则
 - (i) 以此新值取代旧值。
 - (ii) 从 j 指向 i ,而不是指向它的父辈节点。
 - (iii) 如果节点 j 在 CLOSED 表中,则把它移回 OPEN 表。
- (7) 转向(2),即 GO TO(2)。

步骤(6. c)是一般搜索图所需要的,该图中可能有一个以上的父辈节点。具有最小估

价函数值 $f(j)$ 的节点被选为父辈节点。但是,对于搜索树,它最多只有一个父辈节点,所以步骤(6. c)可以略去。需要指出的是,即使搜索空间是一般的搜索图,其显式子搜索图总是一棵树,因为节点 j 从来没有同时记录过一个以上的父辈节点。

有序搜索算法框图如图 3.9 所示。

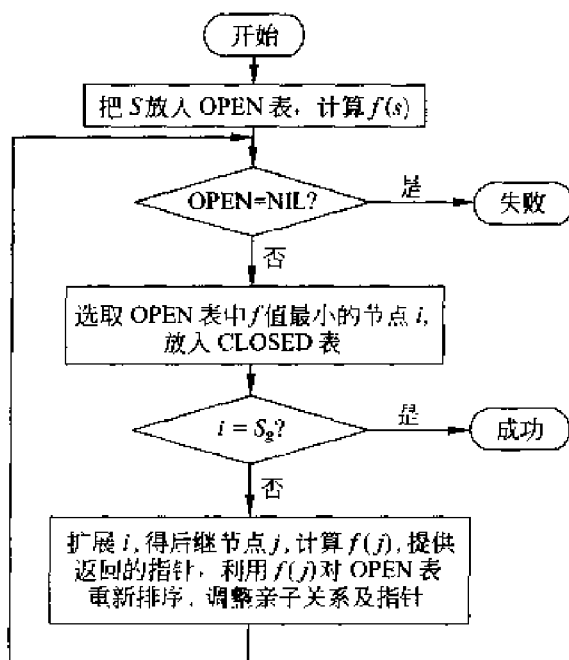


图 3.9 有序搜索算法框图

宽度优先搜索、等代价搜索和深度优先搜索统统是有序搜索技术的特例。对于宽度优先搜索,选择 $f(i)$ 作为节点 i 的深度。对于等代价搜索, $f(i)$ 是从起始节点至节点 i 这段路径的代价。

当然,与盲目搜索方法比较,有序搜索的目的在于减少被扩展的节点数。有序搜索的有效性直接取决于 f 的选择,这将敏锐地辨别出有希望的节点和没有希望的节点。不过,如果这种辨别不准确,那么有序搜索就可能失去一个最好的解甚至全部的解。如果没有适用的准确的希望量度,那么 f 的选择将涉及两个方面的内容:一方面是一个时间和空间之间的折衷方案;另一方面是保证有一个最优的解或任意解。

节点希望量度以及某个具体估价函数的合适程度取决于手头的问题情况。根据所要求的解答类型,可以把问题分为下列 3 种情况。第一种情况假设该状态空间含有几条不同代价的解答路径,其问题是要求得最优(即最小代价)解答。这种情况的有代表性的例子为算法 A*。

第二种情况与第一种情况相似,但有一个附加条件:此类问题存在比较难的,如果按第一种情况加以处理,则搜索过程很可能在找到解答之前就超过了时间和空间界限。这种情况下的关键问题是:①如何通过适当的搜索试验找到好的(但不是最优的)解答;②如何限制搜索试验的范围和所产生的解答与最优解答的差异程度。

第三种情况是不考虑解答的最优化;或许只存在一个解,或者任何一个解与其他解一样好。这时,问题是如何使搜索试验的次数最少,而不是像第二种情况那样试图使某些搜

索试验和解答代价的综合指标最小。

第三类问题的例子常常可以在有关定理的证明中看到。第二类问题的一个例子是推销员旅行问题。在这个问题中,寻求一些经过一个城市集合的旅行路线是很繁琐的,其难度也是很大的。这个困难在于寻找一条最短的或接近于最短的路径。不过,在大多数情况下很难清楚地区别这两种类型。一个通俗的试验问题——八数码难题可以作为任何一类问题来处理。

下面再次用八数码难题的例子来说明过程 GRAPHSEARCH 是如何应用估价函数排列节点的。采用了简单的估价函数:

$$f(n) = d(n) + W(n)$$

其中 $d(n)$ 是搜索树中节点 n 的深度; $W(n)$ 用来计算对应于节点 n 的数据库中错放的棋子个数。因此,起始节点棋局

$$\begin{array}{ccc} 2 & 8 & 3 \\ 1 & & 4 \\ 7 & 6 & 5 \end{array}$$

的 f 值等于 $0+4=4$ 。

图 3.10 表示出利用这个估价函数把 GRAPHSEARCH 应用于八数码难题的结果。图中圆圈内的数字表示该节点的 f 值,不带圈的数字表示节点扩展的顺序。从图 3.10 可见,这里所求得的答案路径与用其他搜索方法找到的答案路径相同。不过,估价函数的应用显著地减少了被扩展的节点数[如果只用估价函数 $f(n)=d(n)$,那么就得到宽度优先搜索过程]。

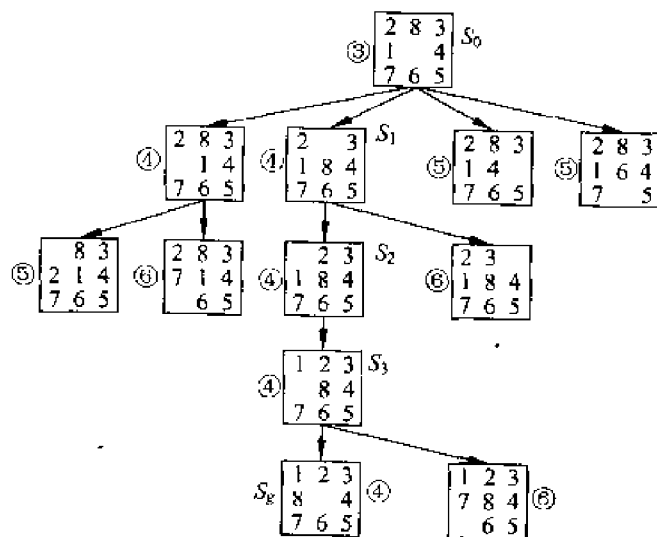


图 3.10 八数码难题的有序搜索树

正确地选择估价函数对确定搜索结果具有决定性的作用。使用不能识别某些节点真实希望的估价函数会形成非最小代价路径;而使用一个过多地估计了全部节点希望的估价函数(就像宽度优先搜索方法得到的估价函数一样)又会扩展过多的节点。



3.3.3 A* 算法

令估价函数 f 使得在任意节点上其函数值 $f(n)$ 能够估算出从节点 S 到节点 n 的最小代价路径的代价与从节点 n 到某一目标节点的最小代价路径的代价之总和,也就是说, $f(n)$ 是约束通过节点 n 的一条最小代价路径的代价的一个估计。因此, OPEN 表上具有最小 f 值的那个节点就是所估计的加有最少严格约束条件的节点,而且下一步要扩展这个节点是合适的。

在正式讨论 A* 算法之前,先介绍几个有用的记号。令 $k(n_i, n_j)$ 表示任意两个节点 n_i 和 n_j 之间最小代价路径的实际代价(对于两节点间没有通路的节点,函数 k 没有定义)。于是,从节点 n 到某个具体的目标节点 t_i ,某一条最小代价路径的代价可由 $k(n, t_i)$ 给出。令 $h^*(n)$ 表示整个目标节点集合 $\{t_i\}$ 上所有 $k(n, t_i)$ 中最小的一个,因此, $h^*(n)$ 就是从 n 到目标节点最小代价路径的代价,而且从 n 到目标节点能够获得 $h^*(n)$ 的任一路径就是一条从 n 到某个目标节点的最佳路径(对于任何不能到达目标节点的节点 n ,函数 h^* 没有定义)。

通常感兴趣的是想知道从已知起始节点 S 到任意节点 n 的一条最佳路径的代价 $k(S, n)$ 。为此,引进一个新函数 g^* ,这将使记号得到某些简化。对所有从 S 开始可达到 n 的路径来说,函数 g^* 定义为

$$g^*(n) = k(S, n)$$

其次,定义函数 f^* ,使得在任一节点 n 上其函数值 $f^*(n)$ 就是从节点 S 到节点 n 的一条最佳路径的实际代价加上从节点 n 到某目标节点的一条最佳路径的代价之和,即

$$f^*(n) = g^*(n) + h^*(n)$$

因而 $f^*(n)$ 值就是从 S 开始约束通过节点 n 的一条最佳路径的代价,而 $f^*(S) = h^*(S)$ 是一条从 S 到某个目标节点中间无约束的一条最佳路径的代价。

希望估价函数 f 是 f^* 的一个估计,此估计可由下式给出:

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

其中 g 是 g^* 的估计; h 是 h^* 的估计。对于 $g(n)$ 来说,一个明显的选择就是搜索树中从 S 到 n 这段路径的代价,这一代价可以在由从 n 到 S 寻找指针时,把所遇到的各段弧线的代价加起来给出(这条路径就是到目前为止用搜索算法找到的从 S 到 n 的最小代价路径)。这个定义包含了 $g(n) \geq g^*(n)$ 。 $h^*(n)$ 的估计 $h(n)$ 依赖于有关问题的领域的启发信息。这种信息可能与八数码难题中的函数 $W(n)$ 所用的那种信息相似。把 h 叫做启发函数。

A* 算法是一种有序搜索算法,其特点在于对估价函数的定义上。对于一般的有序搜索,总是选择 f 值最小的节点作为扩展节点。因此, f 是根据需要找到一条最小代价路径的观点来估算节点的。可考虑每个节点 n 的估价函数值为两个分量:从起始节点到节点 n 的代价以及从节点 n 到达目标节点的代价。

在讨论 A* 算法之前,我们先给出下列定义:

定义 3.1 在 GRAPHSEARCH 过程中,如果步骤(8)的重排 OPEN 表是依据 $f(x) = g(x) + h(x)$ 进行的,则称该过程为 A 算法。

定义 3.2 在 A 算法中,如果对所有的 x 存在 $h(x) \leq h^*(x)$,则称 $h(x)$ 为 $h^*(x)$ 的

下界,它表示某种偏于保守的估计。

定义 3.3 采用 $h^*(x)$ 的下界 $h(x)$ 为启发函数的 A 算法,称为 A^* 算法。当 $h=0$ 时, A^* 算法就变为有序搜索算法。

A^* 算法

- (1) 把 S 放入 OPEN 表,记 $f=h$,令 CLOSED 为空表。
- (2) 重复下列过程,直至找到目标节点为止。若 OPEN 为空表,则宣告失败。
- (3) 选取 OPEN 表中未设置过的具有最小 f 值的节点为最佳节点 BESTNODE,并把它放入 CLOSED 表。

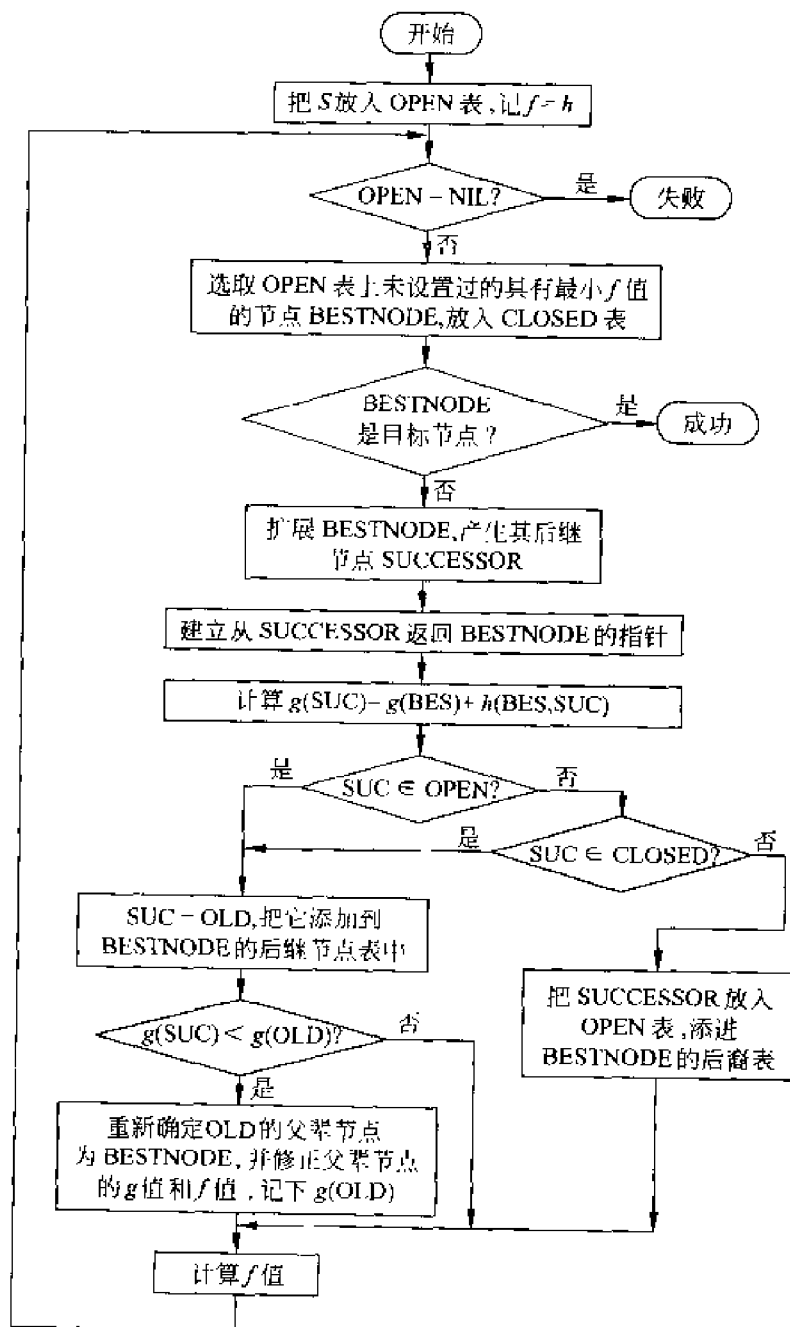


图 3.11 A^* 算法参考框图

- (4) 若 BESTNODE 为一目标节点,则成功求得一解。
- (5) 若 BESTNODE 不是目标节点,则扩展之,产生后继节点 SUCCSSOR。
- (6) 对每个 SUCCSSOR 进行下列过程:
 - (a) 建立从 SUCCSSOR 返回 BESTNODE 的指针。
 - (b) 计算 $g(\text{SUC}) = g(\text{BES}) + g(\text{BES}, \text{SUC})$ 。
 - (c) 如果 $\text{SUCCSSOR} \in \text{OPEN}$,则称此节点为 OLD,并把它添至 BESTNODE 的后继节点表中。
 - (d) 比较新旧路径代价。如果 $g(\text{SUC}) < g(\text{OLD})$,则重新确定 OLD 的父辈节点为 BESTNODE,记下较小代价 $g(\text{OLD})$,并修正 $f(\text{OLD})$ 值。
 - (e) 若至 OLD 节点的代价较低或一样,则停止扩展节点。
 - (f) 若 SUCCSSOR 不在 CLOSE 表中,则看其是否在 CLOSED 表中。
 - (g) 若 SUCCSSOR 在 CLOSE 表中,则转向(c)。
 - (h) 若 SUCCSSOR 既不在 OPEN 表中,又不在 CLOSED 表中,则把它放入 OPEN 表中,并添入 BESTNODE 后裔表,然后转向(7)。
- (7) 计算 f 值。
- (8) GO LOOP。

A* 算法的参考框图如图 3.11 所示。

3.4 消解原理

上一章中讨论过谓词公式、某些推理规则以及置换合一等概念。在这个基础上,能够进一步研究消解原理(resolution principle)。有些专家把它叫做归结原理。

消解是一种可用于一定的子句公式的重要推理规则。一个子句定义为由文字的析取组成的公式(一个原子公式和原子公式的否定都叫做文字)。当消解可使用时,消解过程被应用于母体子句对,以便产生一个导出子句。例如,如果存在某个公理 $E_1 \vee E_2$ 和另一公理 $\sim E_2 \vee E_3$,那么 $E_1 \vee E_3$ 在逻辑上成立,这就是消解,而称 $E_1 \vee E_3$ 为 $E_1 \vee E_2$ 和 $\sim E_2 \vee E_3$ 的消解式(resolvent)。

3.4.1 子句集的求取

在说明消解过程之前,首先需要说明任一谓词演算公式可以化成一个子句集。变换过程由下列步骤组成:

(1) 消去蕴涵符号

只应用 \vee 和 \sim 符号,以 $\sim A \vee B$ 替换 $A \Rightarrow B$ 。

(2) 减少否定符号的辖域

每个否定符号 \sim 最多只用到一个谓词符号上,并反复应用狄·摩根定律。例如:

以 $\sim A \vee \sim B$ 代替 $\sim (A \wedge B)$

以 $\sim A \wedge \sim B$ 代替 $\sim (A \vee B)$

以 A 代替 $\sim (\sim A)$



以 $(\exists x)\{\sim A\}$ 代替 $\sim(\forall x)A$

以 $(\forall x)\{\sim A\}$ 代替 $\sim(\exists x)A$

(3) 对变量标准化

在任一量词辖域内,受该量词约束的变量为一哑元(虚构变量),它可以在该辖域内处处统一地被另一个没有出现过的任意变量所代替,而不改变公式的真值。合式公式中变量的标准化意味着对哑元改名以保证每个量词有其自己惟一的哑元。例如,把

$$(\forall x)\{P(x)(\exists x)Q(x)\}$$

标准化而得到

$$(\forall x)\{P(x)(\exists y)Q(y)\}$$

(4) 消去存在量词

在公式 $(\forall y)[(\exists x)P(x,y)]$ 中,存在量词是在全称量词的辖域内,人们允许所存在的 x 可能依赖于 y 值。令这种依赖关系明显地由函数 $g(y)$ 所定义,它把每个 y 值映射到存在的那个 x 上。

这种函数叫做 Skolem 函数。如果用 Skolem 函数代替存在的 x ,就可以消去全部存在量词,并写成:

$$(\forall y)P[g(y),y]$$

从一个公式消去一个存在量词的一般规则是,以一个 Skolem 函数代替每个出现的存在量词的量化变量,而这个 Skolem 函数的变量就是由那些全称量词所约束的全称量词量化变量,这些全称量词的辖域包括要被消去的存在量词的辖域在内。Skolem 函数所使用的函数符号必须是新的,即不允许是公式中已经出现过的函数符号。例如:

$(\forall y)(\exists x)P(x,y)$ 被 $(\forall y)P(g(y),y)$ 代替,其中 $g(y)$ 为一 Skolem 函数。

如果要消去的存在量词不在任何一个全称量词的辖域内,那么就用不含变量的 Skolem 函数即常量。例如, $(\exists x)P(x)$ 化为 $P(A)$,其中常量符号 A 用来表示人们知道的存在实体。 A 必须是个新的常量符号,它未曾在公式中其他地方使用过。

(5) 化为前束形

到这一步,已不留下任何存在量词,而且每个全称量词都有自己的变量。把所有全称量词移到公式的左边,并使每个量词的辖域包括这个量词后面公式的整个部分,所得公式称为前束形。前束形公式由前缀和母式组成,前缀由全称量词串组成,母式由没有量词的公式组成,即

$$\text{前束形} = \underbrace{(\text{前 缀})}_{\text{全称量词串}} \quad \underbrace{(\text{母式})}_{\text{无量词公式}}$$

(6) 把母式化为合取范式

任何母式都可写成由一些谓词公式和(或)谓词公式的否定的析取的有限集组成的合取。这种母式叫做合取范式。可以反复应用分配律。把任一母式化成合取范式。例如,把 $A \vee (B \wedge C)$ 化为

$$(A \vee B) \wedge (A \vee C)$$

(7) 消去全称量词

到了这一步,所有余下的量词均被全称量词量化了。同时,全称量词的次序也不重要

了。因此,可以消去前缀,即消去明显出现的全称量词。

(8) 消去连词符号 \wedge

用 $\{A, B\}$ 代替 $(A \wedge B)$, 以消去明显的符号 \wedge 。反复代替的结果, 最后得到一个有限集, 其中每个公式是文字的析取。任意一个只由文字的析取构成的合式公式叫做一个子句。

(9) 更换变量名称

可以更换变量符号的名称, 使一个变量符号不出现在一个以上的子句中。

下面举个例子来说明把谓词演算公式化为一个子句集的过程。这个化为子句集的过程遵照上述 9 个步骤。这个例子如下:

$$(\forall x)\{P(x) \Rightarrow \{(\forall y)[P(y) \Rightarrow P(f(x, y))]\} \\ \wedge \sim (\forall y)[Q(x, y) \Rightarrow P(y)]\}$$

$$(1) (\forall x)\{\sim P(x) \vee \{(\forall y)[\sim P(y) \vee P(f(x, y))]\}$$

$$\wedge \sim (\forall y)[\sim Q(x, y) \vee P(y)]\}$$

$$(2) (\forall x)\{\sim P(x) \vee \{(\forall y)[\sim P(y) \vee P(f(x, y))]\}$$

$$\wedge (\exists y)\{\sim [\sim Q(x, y) \vee P(y)]\}\}$$

$$(\forall x)\{\sim P(x) \vee \{(\forall y)[\sim P(y) \vee P(f(x, y))]\}$$

$$\wedge (\exists y)[Q(x, y) \wedge \sim P(y)]\}$$

$$(3) (\forall x)\{\sim P(x) \vee \{(\forall y)[\sim P(y) \vee P(f(x, y))]\}$$

$$\wedge (\exists w)[Q(x, w) \wedge \sim P(w)]\}$$

$$(4) (\forall x)\{\sim P(x) \vee \{(\forall y)[\sim P(y) \vee P(f(x, y))]\}$$

$$\wedge [Q(x, g(x)) \wedge \sim P(g(x))]\}$$

式中, $w=g(x)$ 为一个 Skolem 函数。

$$(5) (\forall x)(\forall y)\{\sim P(x) \vee [\sim P(y) \vee P(f(x, y))]$$

$$\wedge [Q(x, g(x)) \wedge \sim P(g(x))]\}$$

前缀

母式

$$(6) (\forall x)(\forall y)\{[\sim P(x) \vee \sim P(y) \vee P(f(x, y))]$$

$$\wedge [\sim P(x) \vee Q(x, g(x))] \wedge [\sim P(x) \vee \sim P(g(x))]\}$$

$$(7) [\sim P(x) \vee \sim P(y) \vee P(f(x, y))]$$

$$\wedge [\sim P(x) \vee Q(x, g(x))] \wedge [\sim P(x) \vee \sim P(g(x))]\}$$

$$(8) \sim P(x) \vee \sim P(y) \vee P(f(x, y))$$

$$\sim P(x) \vee Q(x, g(x))$$

$$\sim P(x) \vee \sim P(g(x))$$

(9) 更改变量名称, 在上述第(8)步的 3 个子句中, 分别以 x_1, x_2 和 x_3 代替变量 x 。这种更改变量名称的过程, 有时称为变量分离标准化。于是, 可以得到下列子句集:

$$\sim P(x_1) \vee \sim P(y) \vee P[f(x_1, y)]$$

$$\sim P(x_2) \vee Q[x_2, g(x_2)]$$

$$\sim P(x_3) \vee \sim P[g(x_3)]$$

必须指出, 一个句子内的文字可含有变量, 但这些变量总是被理解为全称量词量化了



的变量。如果一个表达式中的变量被不含变量的项所置换,则得到称为文字基例的结果。例如, $Q[A, f(g(B))]$ 就是 $Q(x, y)$ 的一个基例。在定理证明系统中,当消解作为推理规则使用时,希望从公式集来证明某个定理,首先就要把公式集化为子句集。可以证明,如果公式 X 在逻辑上遵循公式集 S ,那么 X 在逻辑上也遵循由 S 的公式变换成的子句集。因此,子句是表示公式的一个完善的一般形式。

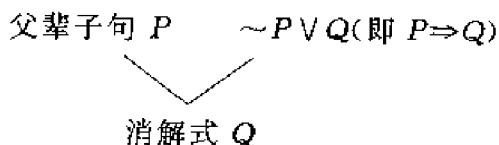
并不是所有问题的谓词公式化为子句集都需要上述 9 个步骤。对于某些问题,可能不需要其中的一些步骤。

3.4.2 消解推理规则

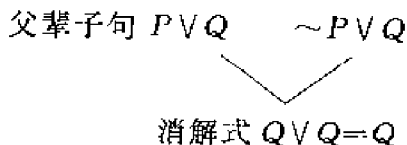
令 L_1 为任一原子公式, L_2 为另一原子公式; L_1 和 L_2 具有相同的谓词符号,但一般具有不同的变量。已知两个子句 $L_1 \vee \alpha$ 和 $\sim L_2 \vee \beta$, 如果 L_1 和 L_2 具有最一般的合一者 σ , 那么通过消解可以从这两个父辈子句推导出一个新子句 $(\alpha \vee \beta)\sigma$ 。这个新子句叫做消解式。它是由取这两个子句的析取,然后消去互补对而得到的。

下面举出几个从父辈子句求消解式的例子。

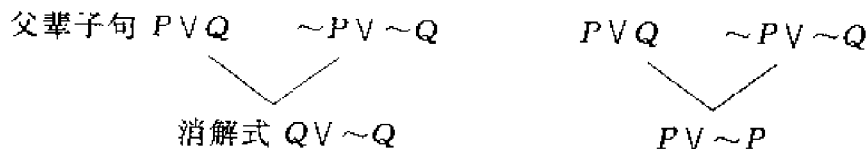
(a) 假言推理



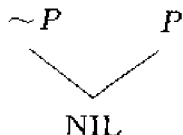
(b) 合并



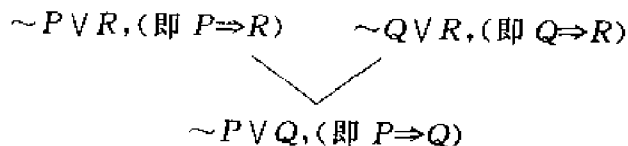
(c) 重言式



(d) 空子句(矛盾)



(e) 链式(三段论)



从以上各例可见,消解可以合并几个运算为一简单的推理规则。

3.4.3 含有变量的消解式

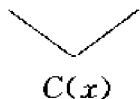
上述简单的对基子句的消解推理规则可推广到含有变量的子句。为了对含有变量的

子句使用消解规则,必须找到一个置换作用于父辈子句,使其含有互补文字。

下面举几个对含有变量的子句使用消解的例子。

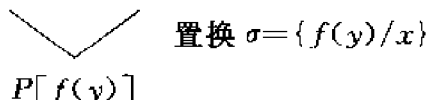
例 3.1

$$B(x) \quad \sim B(x) \vee C(x)$$



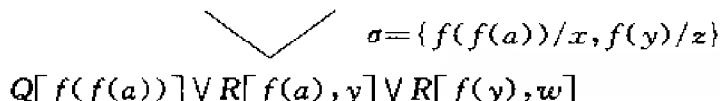
例 3.2

$$P(x) \vee Q(x) \quad \sim Q[f(y)]$$



例 3.3

$$P[x, f(y)] \vee Q(x) \vee R[f(a), y] \quad \sim P[f(f(a)), z] \vee R(z, w)$$



本节中所例举的对基子句和对含有变量的子句进行消解的例子,其父辈子句和消解式列表见表 3.1。这些例子表示出消解推理的某些常用规则。

表 3.1 子句和消解式

父 辈 子 句	消 解 式
P 和 $\sim P \vee Q$ (即 $P \Rightarrow Q$)	Q
$P \vee Q$ 和 $\sim P \vee Q$	Q
$P \vee Q$ 和 $\sim P \vee \sim Q$	$Q \vee \sim Q$ 和 $P \vee \sim P$
$\sim P$ 和 P	NIL
$\sim P \vee Q$ (即 $P \Rightarrow Q$) 和 $\sim Q \vee R$ (即 $Q \Rightarrow R$)	$\sim P \vee R$ (即 $P \Rightarrow R$)
$B(x)$ 和 $\sim B(x) \vee C(x)$	$C(x)$
$P(x) \vee Q(x)$ 和 $\sim Q[f(y)]$	$P(f(y)), \sigma = \{f(y)/x\}$
$P(x, f(y)) \vee Q(x) \vee R(f(a), y)$ 和	$Q(f(f(a))) \vee R(f(a), y) \vee R(f(y), w)$
$\sim P(f(f(a)), z) \vee R(z, w)$	$\sigma = \{f(f(a))/x, f(y)/z\} [BG]F$

3.4.4 消解反演求解过程

可以把要解决的问题作为一个要证明的命题。消解通过反演产生证明。也就是说,要证明某个命题,其目标公式被否定并化成子句形,然后添加到命题公式集中去,把消解反演系统应用于联合集,并推导出一个空子句(NIL),产生一个矛盾,从而使定理得到证明。这种消解反演的证明思想,与数学中反证法的思想十分相似。

1. 消解反演

给出一个公式集 S 和目标公式 L ,通过反证或反演来求证目标公式 L ,其证明步骤如下:

- (1) 否定 L ,得到 $\sim L$;
- (2) 把 $\sim L$ 添加到 S 中去;
- (3) 把新产生的集合 $\{\sim L, S\}$ 化成子句集;

(4) 应用消解原理,力图推导出一个表示矛盾的空子句。

可以简单讨论一下用反演证明过程的正确性。设公式 L 在逻辑上遵循公式集 S , 那么按照定义满足 S 的每个解释也满足 L 。绝不会有满足 S 的解释能够满足 $\sim L$, 所以不存在能够满足并集 $S \cup \{\sim L\}$ 的解释。如果一个公式集不能被任一解释所满足, 那么这个公式是不可满足的。因此, 如果 L 在逻辑上遵循 S , 那么 $S \cup \{\sim L\}$ 是不可满足的。可以证明, 如果消解反演反复应用到不可满足的子句集, 那么最终将要产生空子句 NIL。因此, 如果 L 在逻辑上遵循 S , 那么由并集 $S \cup \{\sim L\}$ 消解得到的子句, 最后将产生空子句; 反之, 可以证明, 如果从 $S \cup \{\sim L\}$ 的子句消解得到空子句, 那么 L 在逻辑上遵循 S 。

下面举个例子来说明消解反演过程。

例 3.4 前提: 每个储蓄钱的人都获得利息。

结论: 如果没有利息, 那么就没有人去储蓄钱。

证明 令 $S(x, y)$ 表示“ x 储蓄 y ”

$M(x)$ 表示“ x 是钱”

$I(x)$ 表示“ x 是利息”

$E(x, y)$ 表示“ x 获得 y ”

于是可以把上述命题写成下列形式:

前提:

$$(\forall x)[(\exists y)(S(x, y) \wedge M(y)) \Rightarrow (\exists y)(I(y) \wedge E(x, y))]$$

结论:

$$\sim (\exists x)I(x) \Rightarrow (\forall x)(\forall y)(M(y) \rightarrow \sim S(x, y))$$

把前提化为子句形:

$$(\forall x)(\sim (\exists y)(S(x, y) \wedge M(y)) \vee (\exists y)(I(y) \wedge E(x, y)))$$

$$(\forall x)((\forall y)(\sim (S(x, y) \wedge M(y))) \vee (\exists y)(I(y) \wedge E(x, y)))$$

$$(\forall x)((\forall y)(\sim S(x, y) \vee \sim M(y)) \vee (\exists y)(I(y) \wedge E(x, y)))$$

令 $y=f(x)$ 为 Skolem 函数, 则可得子句形如下:

$$(1) \sim S(x, y) \vee \sim M(y) \vee I(f(x))$$

$$(2) \sim S(x, y) \vee \sim M(y) \vee E(x, f(x))$$

又结论的否定为

$$\sim (\sim (\exists x)I(x) \Rightarrow (\forall x)(\forall y)(S(x, y) \Rightarrow \sim M(y)))$$

化为子句形:

$$\sim ((\exists x)I(x) \vee (\forall x)(\forall y)(\sim S(x, y) \vee \sim M(y)))$$

$$(\sim (\exists x)I(x) \wedge (\sim (\forall x)(\forall y)(\sim S(x, y) \vee \sim M(y))))$$

变量分离标准化之后得下列各子句:

$$(3) \sim I(z)$$

$$(4) S(a, b)$$

$$(5) M(b)$$

现在可以通过消解反演来求得空子句 NIL。该消解反演可以表示为一棵反演树, 如图 3.12 所示, 其根节点为 NIL。因此, 储蓄问题的结论获得证明。

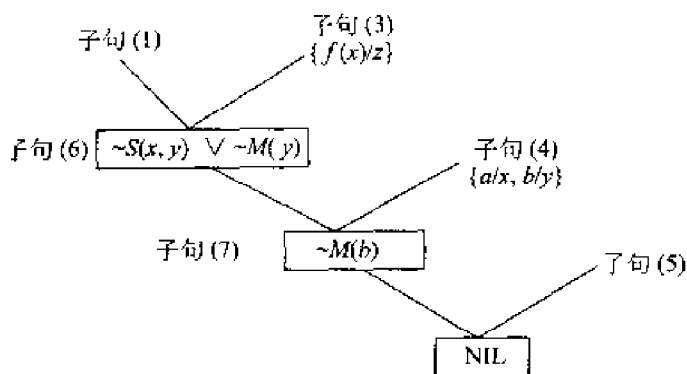


图 3.12 储蓄问题反演树

2. 反演求解过程

从反演树求取对某个问题的答案,其过程如下:

- (1) 把由目标公式的否定产生的每个子句添加到目标公式否定之否定的子句中去。
- (2) 按照反演树,执行和以前相同的消解,直至在根部得到某个子句为止。
- (3) 用根部的子句作为一个回答语句。

答案求取涉及把一棵根部有 NIL 的反演树变换为在根部带有可用作答案的某个语句的一棵证明树。由于变换关系涉及把由目标公式的否定产生的每个子句变换为一个重言式,所以被变换的证明树就是一棵消解的证明树,其在根部的语句在逻辑上遵循公理加上重言式,因而也单独地遵循公理。因此被变换的证明树本身就证明了求取办法是正确的。

下面讨论一个简单的问题,作为例子:

“如果无论约翰(John)到哪里去,菲多(Fido)也就去那里,那么如果约翰在学校里,菲多在哪里呢?”

很清楚,这个问题说明了两个事实,然后提出一个问题,而问题的答案大概可从这两个事实推导出来。这两个事实可以解释为下列公式集 S :

$$(\forall x)[AT(JOHN, x) \Rightarrow AT(FIDO, x)]$$

和

$$AT(JOHN, SCHOOL)$$

如果首先证明公式

$$(\exists x)AT(FIDO, x)$$

在逻辑上遵循 S , 然后寻求一个存在 x 的例, 那么就能解决“菲多在哪里”的问题。想法的关键是把问题化为一个包含某个存在量词的目标公式, 使得此存在量词量化变量表示对该问题的一个解答。如果问题可以从给出的事实得到答案, 那么按这种方法建立的目标函数在逻辑上遵循 S 。在得到一个证明之后, 就可以求取存在量词量化变量的一个例, 作为一个回答。

对于上述例题能够容易地证明 $(\exists x)AT(FIDO, x)$ 遵循 S 。也可以说明, 用一种比较



简单的方法来求取合适的答案。消解反演可用一般方式得到,其办法是首先对被证明的公式加以否定,再把这个否定式附加到集 S 中去,将这个扩充集的所有成员化为子句形,然后用消解证明这个子句集是不可满足的。图 3.13 表示出上例的反演树。从 S 中的公式得到的子句叫做公理。

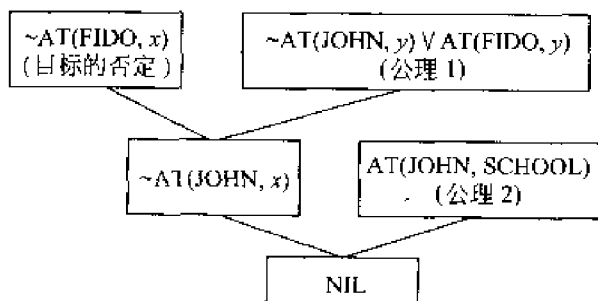


图 3.13 “菲多在哪里”的反演树

注意,目标公式 $(\exists x)AT(FIDO, x)$ 的否定产生

$$(\exists x)[\sim AT(FIDO, x)]$$

其子句形式为

$$\sim AT(FIDO, x)$$

对本例应用消解反演求解过程,有:

(1) 目标公式否定的子句形式为

$$\sim AT(FIDO, x)$$

把它添加至目标公式的否定之否定的子句中去,得重言式

$$\sim AT(FIDO, x) \vee AT(FIDO, x)$$

(2) 用图 3.14 的反演树进行消解,并在根部得到子句:

$$AT(FIDO, SCHOOL)$$

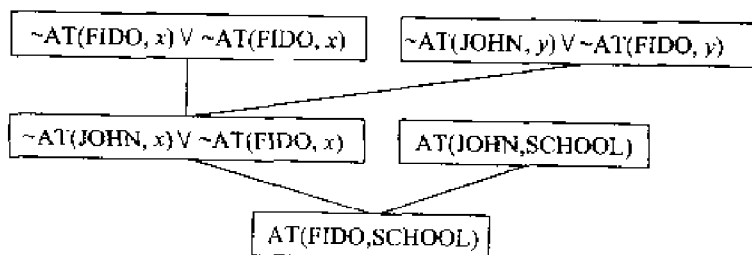


图 3.14 从消解求取答案例题的反演树

(3) 从根部求得答案 $AT(FIDO, SCHOOL)$, 用此子句作为回答语句。

因此,子句 $AT(FIDO, SCHOOL)$ 就是这个问题的合适答案,如图 3.14 所示。

3.5 规则演绎系统

对于许多比较复杂的系统和问题,如果采用前面讨论过的搜索推理方法,那么很难甚至无法使问题获得解决。需要应用一些更先进的推理技术和系统求解这种比较复杂的问题。



题,它们包括规则演绎系统、产生式系统、系统组织技术、不确定性推理和非单调推理等,而对于那些发展特别快的高级求解技术,如 Agent、计算智能、专家系统、机器学习和自动规划系统等,将在第 4 章~第 9 章加以讨论。

对于许多公式来说,子句形是一种低效率的表达式,因为一些重要信息可能在求取子句形过程中丢失。本章将研究采用易于叙述的 if then(如果 那么)规则来求解问题。基于规则的问题求解系统运用下述规则来建立:

$$\text{If} \rightarrow \text{Then} \quad (3.1)$$

即

$$\begin{array}{ll} \text{If} & \text{if1} \\ & \text{if2} \\ & \vdots \\ \text{Then} & \text{then1} \\ & \text{then2} \\ & \vdots \end{array} \quad (3.2)$$

其中,If 部分可能由几个 if 组成,而 Then 部分可能由一个或一个以上的 then 组成。

在所有基于规则系统中,每个 if 可能与某断言(assertion)集中的一个或多个断言匹配。有时把该断言集称为工作内存。在许多基于规则的系统中,then 部分用于规定放入工作内存的新断言。这种基于规则的系统叫做规则演绎系统(rule based deduction system)。在这种系统中,通常称每个 if 部分为前项(antecedent),称每个 then 部分为后项(consequent)。

有时,then 部分用于规定动作,这时,称这种基于规则的系统为反应式系统(reaction system)或产生式系统(production system)。我们将在下一节讨论产生式系统。

3.5.1 规则正向演绎系统

在基于规则的系统中,无论是规则演绎系统还是规则产生式系统,均有两种推理方式,即正向推理(forward chaining)和逆向推理(backward chaining)。对于从 if 部分向 then 部分推理的过程,叫做正向推理。正向推理是从事实或状况向目标或动作进行操作的。反之,对于从 then 部分向 if 部分推理的过程,叫做逆向推理。逆向推理是从目标或动作向事实或状况进行操作的。

1. 事实表达式的与或形变换

在基于规则的正向演绎系统中,把事实表示为非蕴涵形式的与或形,作为系统的总数据库。不把这些事实化为子句形,而是把它们表示为谓词演算公式,并把这些公式变换为叫做与或形的非蕴涵形式。要把一个公式化为与或形(即子句集)的步骤参见上一节内容。

例如,有事实表达式

$$(\exists u)(\forall v)\{Q(v,u) \wedge \sim[(R(v) \vee P(v)) \wedge S(u,v)]\}$$

把它化为

$$Q(v, A) \wedge \{[\sim R(v) \wedge \sim P(v)] \vee \sim S(A, v)\}$$

对变量更名标准化,使得同一变量不出现在事实表达式的不同的主要的合取式中。更名后得到表达式:

$$Q(w, A) \wedge \{[\sim R(v) \wedge \sim P(v)] \vee \sim S(A, v)\}$$

必须注意到 $Q(v, A)$ 中的变量 v 可用新变量 w 代替,而合取式 $[\sim R(v) \wedge \sim P(v)]$ 中的变量 v 却不可更名,因为后者也出现在析取式 $\sim S(A, v)$ 中。与或形表达式是由符号 \wedge 和 \vee 连接的一些文字的子表达式组成的。呈与或形的表达式并不是子句形,而更接近于原始表达式形式,特别是它的子表达式不是复合产生的。

2. 事实表达式的与或图表示

与或形的事实表达式可用与或图来表示。图 3.15 的与或树表示出上述例子的与或形事实表达式。图中,每个节点表示该事实表达式的一个子表达式。某个事实表达式 $(E_1 \vee \cdots \vee E_k)$ 的析取关系子表达式 E_1, \cdots, E_k 是用后继节点表示的,并由一个 k 线连接符把它们连接到父辈节点上。某个事实表达式 $(E_1 \wedge \cdots \wedge E_n)$ 的每个合取子表达式 E_1, \cdots, E_n 是由单一的后继节点表示的,并由一个单线连接符连接到父辈节点。在事实表达式中,用 k 线连接符(一个合取记号)来分解析取式,很可能会令人感到意外。在后面的讨论中,将会了解到采用这种约定的原因。

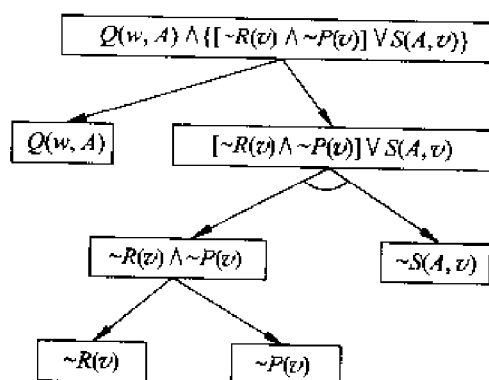


图 3.15 一个事实表达式的与或树表示

表示某个事实表达式的与或图的叶节点均由表达式中的文字来标记。图中标记有整个事实表达式的节点,称为根节点,它在图中没有祖先。

公式的与或图表示有个有趣的性质,即由变换该公式得到的子句集可作为此与或图的解图的集合(终止于叶节点)读出;也就是说,所得到的每个子句是作为解图的各个叶节点上文字的析取。这样,由表达式

$$Q(w, A) \wedge \{[\sim R(v) \wedge \sim P(v)] \vee \sim S(A, v)\}$$

得到的子句为

$$\begin{aligned} &Q(w, A) \\ &\sim S(A, v) \vee \sim R(v) \\ &\sim S(A, v) \vee \sim P(v) \end{aligned}$$

上述每个子句都是图 3.15 解图之一的叶节点上文字的析取。所以,可把与或图看做是对子句集的简洁表示。不过,实际上表达式的与或图表示此子句集表示的通用性稍差,因为没有复合出共同的子表达式会妨碍在子句形中可能做到的某些变量的更名。例如,上面的最后一个子句,其变量 v 可全部改为 u ,但无法在与或图中加以表示,因而失去了通用性,并且可能带来一些困难。

一般把事实表达式的与或图表示倒过来画,即把根节点画在最下面,而把其后继节点往上画。上一节的与或图表示就是按照通常方式画出的,即目标在上面。

3. 与或图的 F 规则变换

这些规则是建立在某个问题辖域中普通陈述性知识的蕴涵公式基础上的。把允许用作规则的公式类型限制为下列形式:

$$L \Rightarrow W \quad (3.3)$$

式中: L 是单文字; W 为与或形的惟一公式。也假设出现在蕴涵式中的任何变量都有全称量化作用于整个蕴涵式。这些事实和规则中的一些变量被分离标准化,使得没有一个变量出现在一个以上的规则中,而且使规则变量不同于事实变量。

单文字前项的任何蕴涵式,无论其量化情况如何都可以化为某种量化辖域为整个蕴涵式的形式。这个变换过程首先把这些变量的量词局部地调换到前项,然后再把全部存在量词 Skolem 化。举例说明如下。公式 $(\forall x)\{[(\exists y)(\forall z)P(x,y,z)] \Rightarrow (\forall u)Q(x,u)\}$ 可以通过下列步骤加以变换:

- (1) 暂时消去蕴涵符号

$$(\forall x)\{\sim [(\exists y)(\forall z)P(x,y,z)] \vee (\forall u)Q(x,u)\}$$

- (2) 把否定符号移进第一个析取式内,调换变量的量词

$$(\forall x)\{(\forall y)(\exists z)[\sim P(x,y,z)] \vee (\forall u)Q(x,u)\}$$

- (3) 进行 Skolem 化

$$(\forall x)\{(\forall y)[\sim P(x,y,f(x,y))] \vee (\forall u)Q(x,u)\}$$

- (4) 把所有全称量词移至前面然后消去

$$\sim P(x,y,f(x,y)) \vee Q(x,u)$$

- (5) 恢复蕴涵式

$$P(x,y,f(x,y)) \Rightarrow Q(x,u)$$

用一个自由变量的命题演算情况来说明如何把这类规则应用于与或图。把形式为 $L \Rightarrow W$ 的规则应用到任意一个具有叶节点 n 并由文字 L 标记的与或图上,可以得到一个新的与或图。在新的图上,节点 n 由一个单线连接符接到后继节点(也由 L 标记),它是表示为 W 的一个与或图结构的根节点。作为例子,考虑把规则 $S \Rightarrow (X \wedge Y) \vee Z$ 应用到如图 3.16 所示的与或图中标有 S 的叶节点上。所得到的新的与或图结构表示如图 3.17 所示,图中标记 S 的两个节点由一条叫做匹配弧的弧线连接起来。

在应用某条规则之前,一个与或图(如图 3.16 所示)表示一个具体的事实表达式。其中,在叶节点结束的一组解图表示该事实表达式的子句形。希望在应用规则之后得到的图,既能表示原始事实,又能表示从原始事实和该规则推出的事实表达式。

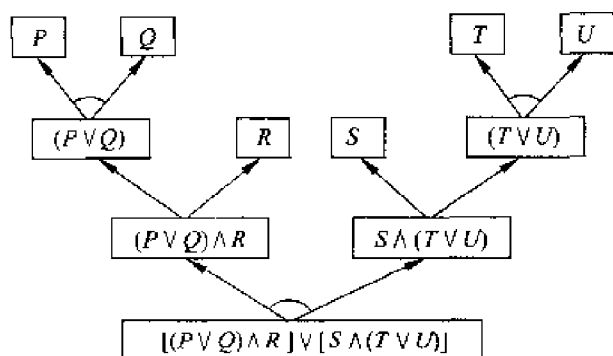
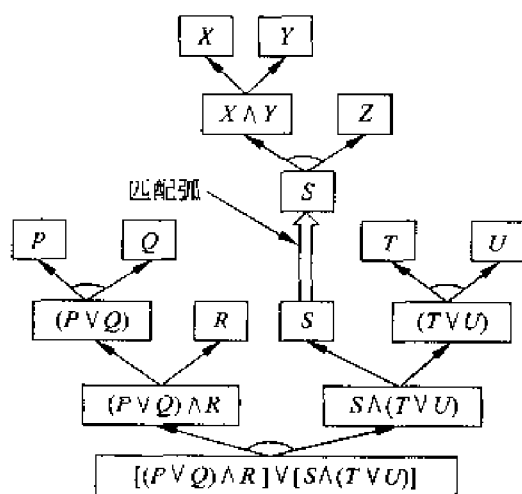


图 3.16 不含变量的与或图

图 3.17 应用一条 $L \Rightarrow W$ 规则得到的与或图

假设有一条规则 $L \Rightarrow W$, 根据此规则及事实表达式 $F(L)$, 可以推出表达式 $F(W)$ 。 $F(W)$ 是用 W 代替 F 中的所有 L 而得到的。当用规则 $L \Rightarrow W$ 来变换以上述方式描述的 $F(L)$ 的与或图表示时, 就产生一个含有 $F(W)$ 表示的新图; 也就是说, 它的以叶节点终止的解图集以 $F(W)$ 子句形式代表该子句集。这个子句集包括在 $F(L)$ 的子句形和 $L \Rightarrow W$ 的子句形间对 L 进行所有可能的消解而得到的整集。

再讨论如图 3.17 所示的情况。规则 $S \Rightarrow [(X \wedge Y) \vee Z]$ 的子句形是:

$$\sim S \vee X \vee Z$$

和

$$\sim S \vee Y \vee Z$$

$[(P \vee Q) \wedge R] \vee [S \wedge (T \vee U)]$ 的子句形解图集为:

$$P \vee Q \vee S$$

$$R \vee S$$

$$P \vee Q \vee T \vee U$$

$$R \vee T \vee U$$

应用两个规则子句中任意一个对上述子句形中的 S 进行消解:



$$\begin{array}{ccc} \sim S \vee X \vee Z & P \vee Q \vee S & \sim S \vee Y \vee Z \\ & \swarrow \quad \searrow & \swarrow \quad \searrow \\ & X \vee Z \vee P \vee Q & Y \vee Z \vee P \vee Q \end{array}$$

以及

$$\begin{array}{ccc} \sim S \vee X \vee Z & R \vee S & \sim S \vee Y \vee Z \\ & \swarrow \quad \searrow & \swarrow \quad \searrow \\ & R \vee X \vee Z & R \vee Y \vee Z \end{array}$$

于是得到 4 个子句对 S 进行消解的消解式的完备集为：

$$\begin{array}{c} X \vee Z \vee P \vee Q \\ Y \vee Z \vee P \vee Q \\ R \vee X \vee Z \\ R \vee Y \vee Z \end{array}$$

这些消解式全部包含在如图 3.17 的解图所表示的子句之中。

从上述讨论可以得出结论：应用一条规则到与或图的过程，以极其有效的方式达到了用其他方法要进行多次消解才能达到的目的。

要使应用一条规则得到的与或图继续表示事实表达式和推得的表达式，可以利用匹配弧两侧有相同标记的节点来实现。对一个节点应用一条规则之后，此节点就不再是该图的叶节点。不过，它仍然由单一文字标记而且可以继续具有一些应用于它的规则。把图中标有单文字的任一节点都称为文字节点，由一个与或图表示的子句集就是对应于该图中以文字节点终止的解图集。

4. 作为终止条件的目标公式

应用 F 规则的目的在于从某个事实公式和某个规则集出发来证明某个目标公式。在正向推理系统中，这种目标表达式只限于可证明的表达式，尤其是可证明的文字析取形的目标公式表达式。用文字集表示此目标公式，并设该集各元都为析取关系（在以后各节中所要讨论的逆向系统和双向系统，都不对目标表达式作此限制）。目标文字和规则可用来对与或图添加后继节点，当一个目标文字与该图中文字节点 n 上的一个文字相匹配时，就对该图添加这个节点 n 的新后裔，并标记为匹配的目标文字。这个后裔叫做目标节点，目标节点都用匹配弧分别接到它们的父辈节点上。当产生一个与或图，并包含有终止在目标节点上的一个解图时，系统便成功地结束。此时，实际上已推出一个等价于目标子句的一部分的子句。

图 3.18 给出一个满足以目标公式 (CVG) 为基础的终止条件的与或图，可把它解释为用一个“以事实来推理”的策略对目标表达式 (CVG) 的一个证明。最初的事实表达式为 $(A \vee B)$ 。由于不知道 A 或 B 哪个为真，因此可以尝试着首先假定 A 为真，然后再假定 B 为真，分别进行证明。如果两个证明都成功，那么就得到根据析取式 $(A \vee B)$ 的一个证明。而 A 或 B 到底哪个为真都无关紧要。图 3.18 中标有 $(A \vee B)$ 的节点，其两个后裔由一个 2 线连接符来连接。因而这两个后裔都必须出现在最后解图中，如果对节点 n 的一

个解图通过 k 线连接符包含 n 的任一后裔,那么此解图必须包含通过这个 k 线连接符的所有 k 个后裔。

图 3.18 的例子证明过程如下。

事实: $A \vee B$

规则: $A \Rightarrow C \wedge D, B \Rightarrow E \wedge G$

目标: $C \vee G$

把规则化为子句形,得到子句集:

$\sim A \vee C, \sim A \vee D$

$\sim B \vee E, \sim B \vee G$

目标的否定为:

$\sim (C \vee G)$

其子句形为:

$\sim C, \sim G$

用消解反演来证明目标公式,如图 3.19 所示。

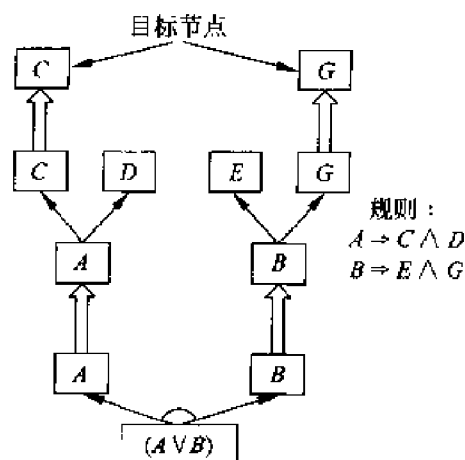


图 3.18 满足终止条件的与或图

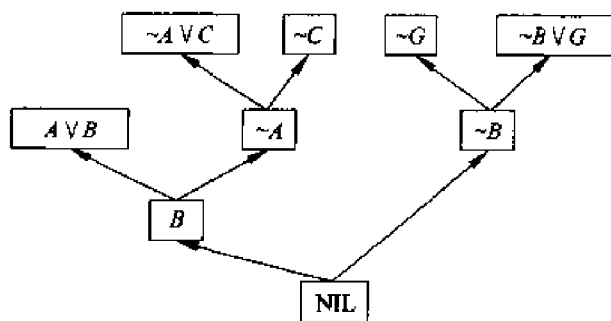


图 3.19 用消解反演求证目标公式的解图

从图 3.19 可以推得一个空子句 NIL,从而使目标公式 $(C \vee G)$ 得到证明。

得到的结论是:当正向演绎系统产生一个含有以目标节点作为终止的解图时,此系统就成功地终止。

对于表达式含有变量的正向产生式系统,考虑把一条 $(L \Rightarrow W)$ 形式的规则应用到与或图的过程,其中 L 是文字, W 是与或形的一个公式,而且所有表达式都可以包含变量。如果这个与或图含有的某个文字节点 L' 与 L 合一,那么这条规则就是可应用的。设其最一般合一者为 u ,那么这条规则的应用能够扩展这个图。为此,建立一个有向的匹配弧,从与或图中标有 L' 的节点出发到达一个新的标有 L 的后继节点。这个后继节点是 Wu 的与或图表示的根节点,用 mgu ,或者简写为 u 来标记这段匹配弧。

3.5.2 规则逆向演绎系统

基于规则的逆向演绎系统,其操作过程与正向演绎系统相反,即为从目标到事实的操作过程,从 then 到 if 的推理过程。

1. 目标表达式的与或形式

逆向演绎系统能够处理任意形式的目标表达式。首先,采用与变换事实表达式同样的过程,把目标公式化成与或形,即消去蕴涵符号 \Rightarrow ,把否定符号移进括号内,对全称量词 Skolem 化并删去存在量词。留在目标表达式与或形中的变量假定都已存在量词量化。例如,目标表达式

$$(\exists y)(\forall x)\{P(x) \Rightarrow [Q(x, y) \wedge \sim [P(x) \wedge S(y)]]\}$$

被化成与或形:

$$\sim P(f(y)) \vee \{Q(f(y), y) \wedge [\sim R(f(y)) \vee \sim S(y)]\}$$

式中, $f(y)$ 为一 Skolem 函数。

对目标的主要析取式中的变量分离标准化可得

$$\sim P(f(z)) \vee \{Q(f(y), y) \wedge [\sim R(f(y)) \vee \sim S(y)]\}$$

应注意不能对析取的子表达式内的变量 y 改名而使每个析取式具有不同的变量。

与或形的目标公式也可以表示为与或图。不过,与事实表达式的与或图不同的是,对于目标表达式,与或图中的 k 线连接符用来分开合取关系的子表达式。上例所用的目标公式的与或图如图 3.20 所示。在目标公式的与或图中,把根节点的任一后裔叫做子目标节点,而标在这些后裔节点中的表达式叫做子目标。

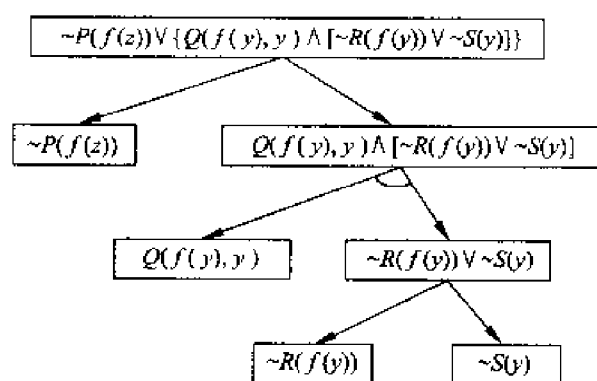


图 3.20 一个目标公式的与或图表示

这个目标公式的子句形表示中的子句集可以从终止在叶节点上的解图集读出:

$$\sim P(f(z))$$

$$Q(f(y), y) \wedge \sim R(f(y))$$

$$Q(f(y), y) \wedge \sim S(y)$$

可见目标子句是文字的合取,而这些子句的析取是目标公式的子句形。

2. 与或图的 B 规则变换

现在应用 B 规则即逆向推理规则来变换逆向演绎系统的与或图结构,这个 B 规则是建立在确定的蕴涵式基础上的,正如正向系统的 F 规则一样。不过,现在把这些 B 规则限制为:

$$W \Rightarrow L$$

形式的表达式。其中, W 为任一与或形公式, L 为文字, 而且蕴涵式中任何变量的量词辖域为整个蕴涵式。其次, 把 B 规则限制为这种形式的蕴涵式还可以简化匹配, 使之不会引起重大的实际困难。此外, 可以把像 $W \Rightarrow (L1 \wedge L2)$ 这样的蕴涵式化为两个规则 $W \Rightarrow L1$ 和 $W \Rightarrow L2$ 。

3. 作为终止条件的事实节点的一致解图

逆向系统中的事实表达式均限制为文字合取形, 它可以表示为一个文字集。当一个事实文字和标在该图文字节点上的文字相匹配时, 就可以把相应的后裔事实节点添加到该与或图中去。这个事实节点通过标有 mg_u 的匹配弧与匹配的子目标文字节点连接起来。同一个事实文字可以多次重复使用(每次用不同变量), 以便建立多重事实节点。

逆向系统成功的终止条件是与或图包含有某个终止在事实节点上的一致解图。

下面讨论一个简单的例子, 看看基于规则的逆向演绎系统是怎样工作的。这个例子的事实、应用规则和问题分别表示于下:

事实:

F1: DOG(FIDO); 狗的名字叫 Fido

F2: \sim BARKS(FIDO); Fido 是不叫的

F3: WAGS-TAIL(FIDO); Fido 摇尾巴

F4: MEOWS(MYRTLE); 猫咪的名字叫 Myrtle

规则:

R1: $[WAGS-TAIL(x1) \wedge DOG(x1)] \Rightarrow FRIENDLY(x1)$; 摇尾巴的狗是温顺的狗

R2: $[FRIENDLY(x2) \wedge \sim BARKS(x2)] \Rightarrow \sim AFRAID(y2, x2)$; 温顺而又不叫的东西是不值得害怕的

R3: $DOG(x3) \Rightarrow ANIMAL(x3)$; 狗为动物

R4: $CAT(x4) \Rightarrow ANIMAL(x4)$; 猫为动物

R5: $MEOWS(x5) \Rightarrow CAT(x5)$; 猫咪是猫

问题: 是否存在这样的一只猫和一条狗, 使得这只猫不怕这条狗?

用目标表达式表示此问题为:

$$(\exists x)(\exists y)[CAT(x) \wedge DOG(y) \wedge \sim AFRAID(x, y)]$$

图 3.21 表示出这个问题的一致解图。图中, 用双线框表示事实节点, 用规则编号 R1, R2 和 R5 等来标记所应用的规则。此解图中有 8 条匹配弧, 每条匹配弧上都有一个置换。这些置换为 $\{x/x5\}$, $\{MYRTLE/x\}$, $\{FIDO/y\}$, $\{x/y2, y/x2\}$, $\{FIDO/y\}$ ($\{FIDO/y\}$ 重复使用 4 次)。由图 3.21 可见, 终止在事实节点前的置换为 $\{MYRTLE/x\}$ 和 $\{FIDO/y\}$ 。把它应用到目标表达式, 就得到该问题的回答语句如下:

$$[CAT(MYRTLE) \wedge DOG(FIDO) \wedge \sim AFRAID(MYRTLE, FIDO)]$$

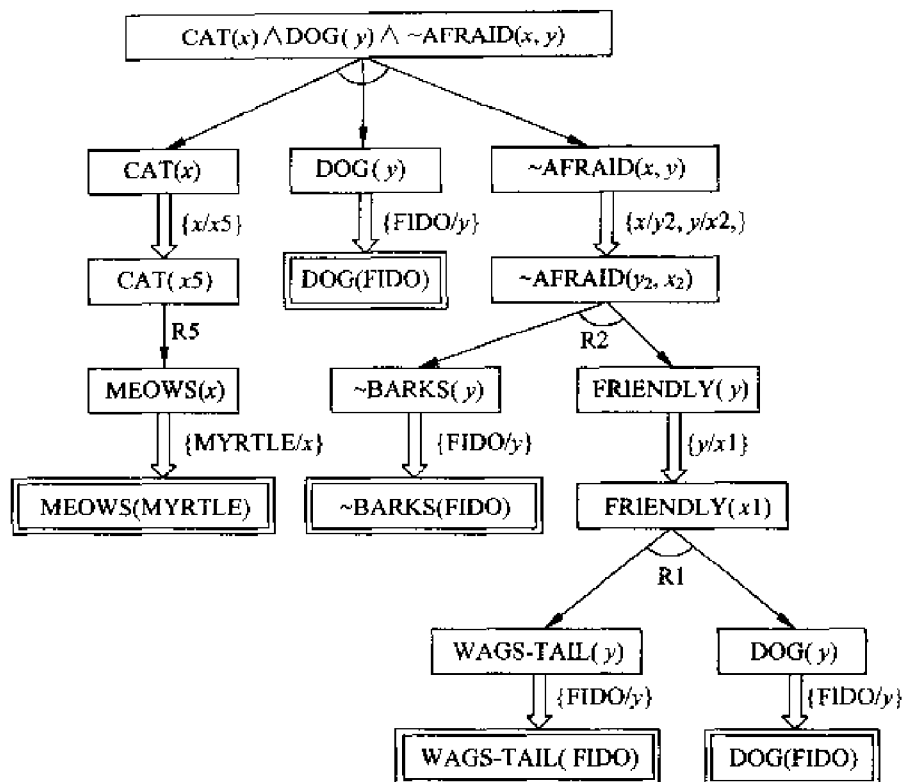


图 3.21 逆向系统的一个一致解图

3.5.3 规则双向演绎系统

上两小节所讨论的基于规则的正向演绎系统和逆向演绎系统都具有局限性。正向演绎系统能够处理任意形式的 if 表达式,但被限制在 then 表达式为由文字析取组成的一些表达式上。逆向演绎系统能够处理任意形式的 then 表达式,但被限制在 if 表达式为文字合取组成的一些表达式上。希望能够构成一个组合的系统,使它具有正向和逆向两个系统的优点,以求克服各自的缺点(局限性)。这个系统就是本节要研究的双向(正向和逆向)组合演绎系统。

正向和逆向组合系统是建立在两个系统相结合的基础上的。此组合系统的总数据库由表示目标和表示事实的两个与或图结构组成。这些与或图最初用来表示给出的事实和目标的某些表达式集合,现在这些表达式的形式不受约束。这些与或图结构分别用正向系统的 F 规则和逆向系统的 B 规则来修正。设计者必须决定哪些规则用来处理事实图以及哪些规则用来处理目标图。尽管新系统在修正由两部分构成的数据库时实际上只沿一个方向进行,但仍然把这些规则分别称为 F 规则和 B 规则。继续限制 F 规则为单文字前项和 B 规则为单文字后项。

组合演绎系统的主要复杂之处在于其终止条件,终止涉及两个图结构之间的适当交接处。这些结构可由标有合一文字的节点上的匹配棱线来连接。用对应的 mgu 来标记匹配棱线。对于初始图,事实图和目标图之间的匹配棱线必须在叶节点之间。当用 F 规则和 B 规则对图进行扩展之后,匹配就可以出现在任何文字节点上。



在完成两个图之间的所有可能匹配之后,目标图中根节点上的表达式是否已经根据事实图中根节点上的表达式和规则得到证明的问题仍然需要判定。只有当求得这样一个证明时,证明过程才算成功地终止。当然,当能够断定在给定方法限度内找不到证明时,过程则以失败告终。

一个简单的终止条件是某个判定与或图根节点是否为可解过程的直接归纳。这个终止条件是建立在事实节点和目标节点之间一种叫做 CANCEL 的对称关系的基础上的。CANCEL 的递归定义如下:

定义 如果 (n, m) 中有一个为事实节点,另一个为目标节点,而且如果 n 和 m 都由可合一的文字所标记,或者 n 有一个外向 k 线连接符接至一个后继节点集 $\{S_i\}$,使得对此集的每个元 CANCEL(S_i, m)都成立,那么就称这两节点 n 和 m 互相 CANCEL(即互相抵消)。

当事实图的根节点和目标图的根节点互相 CANCEL 时,就得到一个候补解。在事实和目标图内证明该目标根节点和事实根节点互相 CANCEL 的图结构叫做候补 CANCEL 图。如果候补 CANCEL 图中所有匹配的 mgu 都是一致的,那么这个候补解就是一个实际解。

我们应用 F 规则和 B 规则来扩展与或搜索图,因此,置换关系到每条规则的应用。解图中的所有置换,包括在规则匹配中得到的 mgu 和匹配事实与目标文字之间所得到的 mgu ,都必须是一致的。

3.6 产生式系统

产生式系统(production system)首先是由波斯特(Post)于 1943 年提出的产生式规则(production rule)而得名的,他们用这种规则对符号串进行置换运算。后来,美国的纽厄尔和西蒙利用这个原理建立一个人类的认知模型(1965 年)。同时,斯坦福大学利用产生式系统结构设计出第一个专家系统 DENDRAL。

产生式系统用来描述若干个不同的以一个基本概念为基础的系统。这个基本概念就是产生式规则或产生式条件和操作对的概念。在产生式系统中,论域的知识分为两部分:用事实表示静态知识,如事物、事件和它们之间的关系;用产生式规则表示推理过程和行为。由于这类系统的知识库主要用于存储规则,因此又把此类系统称为基于规则的系统(rule-based system)。

产生式系统表达自然直观,便于推理,可进行模块化处理,格式清晰,设计和检测方便,表示灵活,因而曾得到广泛应用。不过,产生式系统因求解效率低和无法表示结构性知识,使其不适用于求解复杂系统。

3.6.1 产生式系统的组成

我们已在第 2 章中讲过,产生式系统由三部分组成,即总数据库(或全局数据库)、产生式规则和控制策略。各部分间的关系如图 3.22 所示。总数据库又称为综合数据库、上下文、黑板等,用于存放求解过程中各种当前信息的数据结构,如问题的初始状态、事实或

证据、中间推理结论和最后结果等。当产生式规则中某条规则的前提与总数据库中的某些事实相匹配时,该规则就被激活,并把其结论作为新的事实存入总数据库。产生式规则是一个规则库,用于存放与求解问题有关的某个领域知识的规则之集合及其交换规则。规则库知识的完整性、一致性、准确性、灵活性和知识组织的合理性,将对产生式系统的运行效率和工作性能产生重要影响。

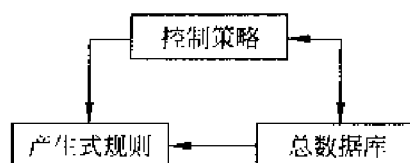


图 3.22 产生式系统的主要组成

控制策略为一个推理机构,由一组程序组成,用来控制产生式系统的运行,决定问题求解过程的推理线路,实现对问题的求解。其主要任务如下:

(1) 按一定策略从规则库中选择与总数据库中的已知事实相匹配的规则。即把所选规则的前提与总数据库中的已知事实进行比较,若事实与所选规则前提一致,则匹配成功,该规则可被使用;否则,匹配失败,该规则不可用于当前推理。

(2) 当存在多条匹配成功的规则时,控制策略能够按照某种策略从中选出一条适合的规则去执行。

(3) 如果要执行规则的右部不是问题的目标,且为一个或多个结论时,则把这些结论加入到总数据库中;当其为多个操作时,执行这些操作。

(4) 如果要执行规则的右部满足问题的结束条件时,则停止推理。

(5) 记住问题求解过程应用过的规则序列,以便求解结束时能够给出问题的解答路径。

产生式系统的控制策略随搜索方式的不同可分为可撤回策略、回溯策略、图搜索策略等。

产生式规则是一个以“如果满足这个条件,就应当采取某些操作”形式表示的语句,其基本形式为

IF 前提 THEN 结论

例如,规则

如果 某种动物是哺乳动物,并且吃肉
那么 这种动物被称为食肉动物

产生式的 IF(如果)被称为条件、前项或产生式的左边。它说明应用这条规则必须满足的条件 THEN(那么)部分被称为操作、结果、后项或产生式的右边。在产生式系统的执行过程中,如果某条规则的条件满足了,那么,这条规则就可以被应用;也就是说,系统的控制部分可以执行规则的操作部分。产生式的两边可用谓词逻辑、符号和语言的形式,或用很复杂的过程语句来表示。这取决于所采用的数据结构类型。附带说明一下,这里所说的产生式规则和谓词逻辑中所讨论的产生式规则,从形式上看都采用了 IF THEN 的形式,但这里所讨论的产生式更为通用。在谓词运算中的 IF THEN 实质上表示了一种蕴涵关系。也就是说,要满足相应的真值表。这里所讨论的条件和操作部分除了可以用谓词逻辑表示以外,还可以有其他多种表示形式,并不受相应的真值表的限制。

总数据库有时也被称作上下文、当前数据库或暂时存储器。总数据库是产生式规则

的注意中心。产生式规则的左边表示在启用这一规则之前总数据库内必须准备好的条件。例如在上述例子中,在得出该动物是食肉动物的结论之前,必须在总数据库中存有“该动物是哺乳动物”和“该动物吃肉”这两个事实。执行产生式规则的操作会引起总数据库的变化,这就使其他产生式规则的条件可能被满足。

控制策略的作用是说明下一步应该选用什么规则,也就是说如何应用规则。通常从选择规则到执行操作分3步:匹配、冲突解决和操作。

1. 匹配

在这一步,把当前数据库与规则的条件部分相匹配。如果两者完全匹配,则把这条规则称为触发规则。当按规则的操作部分去执行时,称这条规则为启用规则。被触发的规则不一定总是启用规则,因为可能同时有几条规则的条件部分被满足,这就要在解决冲突步骤中来解决这个问题。在复杂情况下,在数据库和规则的条件部分之间可能要进行近似匹配。

2. 冲突解决

当有一条以上规则的条件部分和当前数据库相匹配时,就需要决定首先使用哪一条规则,这称为冲突解决。例如,设有以下两条规则。

规则	R1	IF	fourth dawn
			short yardage
		THEN	punt
规则	R2	IF	fourth dawn
			short yardage
			within 30 yards(from the goal line)
		THEN	field goal

这是两条关于美式足球的规则。R1 规则规定进攻一方如果在前三次进攻中前进的距离少于 10 码(short yardage),那么在第 4 次进攻(fourth dawn)时,可以踢悬空球(punt)。R2 规则规定,如果进攻这一方在前三次进攻中前进的距离少于 10 码,而进攻的位置又在离对方球门线 30 码距离之内,那么就可以射门(field goal)。

如果当前数据库包含事实“fourth dawn”和“short yardage”以及“within 30 yards”,则上述两条规则都被触发,这就需要用冲突解决来决定首先使用哪一条规则。有很多种冲突解决策略,其中一种策略是先使用规则 R2,因为 R2 的条件部分包括了更多的限制,因此规定了一个更为特殊的情况。这是一种按专一性来编排顺序的策略,称为专一性排序。还有不少其他冲突解决策略,如规则排序、数据排序、规模排序和就近排序等。

3. 操作

操作就是执行规则的操作部分,经过操作以后,当前数据库将被修改。然后,有可能使用其他规则。

3.6.2 产生式系统的推理

产生式系统的问题求解过程即为对解空间的搜索过程,也就是推理过程。按照搜索方向可把产生式系统分为正向推理、逆向推理和双向推理。正向推理又称为事实(或数据)驱动推理、前向链接推理;逆向推理又称为目标驱动推理、逆向链接推理。

1. 正向推理

正向推理从一组表示事实的谓词或命题出发,使用一组产生式规则,用以证明该谓词公式或命题是否成立。设有下列规则集合 $R1 \sim R3$:

$$R1: P_1 \rightarrow P_2$$

$$R2: P_2 \rightarrow P_3$$

$$R3: P_3 \rightarrow P_4$$

其中, P_1, P_2, P_3 和 P_4 为谓词公式或命题。设总数据库中已存在事实 P_1 , 则应用规则 $R1, R2, R3$ 进行正向推理, 其过程如图 3.23 所示。

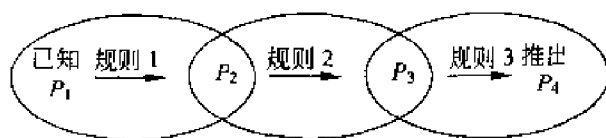


图 3.23 正向推理过程

实现正向推理的一般策略是: 先提供一批事实(数据)到总数据库中。系统利用这些事实与规则的前提相匹配, 触发匹配成功的规则, 将其结论作为新的事实添加到总数据库中。继续上述过程, 用更新过的总数据库的所有事实再与规则库中另一条规则匹配, 用其结论再次修改总数据库的内容, 直到没有可匹配的新规则, 不再有新的事实加到总数据库中为止。当产生式系统的左部和右部是用谓词表示时, 全局规则的前提与总数据库中的事实相匹配意味着对左部谓词中出现的变量进行统一的置换, 使置换后的左部谓词成为总数据库中某个谓词的实例, 使左部谓词实例与总数据库中的某个事实相同。执行右部是指当左部匹配成功时, 用左部匹配时使用的相同变量, 并按照相同方式对右部谓词进行置换, 把置换结果(即右部谓词实例)加入总数据库。

2. 逆向推理

逆向推理从表示目标的谓词或命题出发, 使用一组产生式规则证明事实谓词或命题成立, 即首先提出一批假设目标, 然后逐一验证这些假设。如果使用前述三条规则 $R1 \sim R3$, 则逆向推理过程如图 3.24 所示。

首先假设目标 P_4 成立, 由规则 $3(P_3 \rightarrow P_4)$ 必须先验证 P_3 成立才能证明 P_4 成立。不过, 总数据库中不存在事实 P_3 , 所以只能假设子目标 P_3 成立。由规则 $2(P_2 \rightarrow P_3)$, 应验证 P_2 ; 同样因总数据库中不存在事实 P_2 , 假设子目标 P_2 成立。再由规则 $1(P_1 \rightarrow P_2)$, 要验证 P_2 成立必须先验证 P_1 。因总数据库中不存在事实 P_1 , 所以假设子目标 P_1 成立, 并最

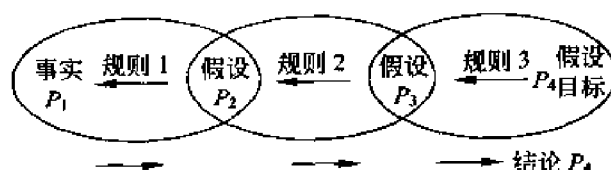


图 3.24 逆向推理过程

后得出 P_4 成立的结论。

要实现逆向推理,其策略如下:首先假设一个可能的目标,然后由产生式系统试图证明此假设目标是否在总数据库中。若在总数据库中,则该假设目标成立;否则,若该假设为终叶(证据)节点,则询问用户。若不是,则再假定另一个目标,即寻找结论部分包含该假设的那些规则,把它们的前提作为新的假设,并力图证明其成立。这样反复进行推理,直到所有目标均获证明或者所有路径都得到测试为止。

从上面的讨论可知,正向推理和逆向推理各有其特点和适用场合。正向推理由事实(数据)驱动,从一组事实出发推导结论。其优点是算法简单、容易实现,允许用户一开始就把有关的事实数据存入数据库,在执行过程中系统能够很快地获得这些数据,而不必等到系统需要数据时才向用户询问。其主要特点是盲目搜索,可能会求解许多与总目标无关的子目标,每当总数据库内容更新后都要遍历整个规则库,推理效率较低。因此,正向推理策略主要用于已知初始数据,而无法提供推理目标,或解空间很大的一类问题,如监控、预测、规划、设计等问题的求解。

逆向推理由目标驱动,从一组假设出发验证结论。其优点是搜索目的性强,推理效率高。缺点是目标的选择具有盲目性,可能会求解许多假的目标;当可能的结论数目很多,即目标空间很大时,推理效率不高;当规则的右部是执行某种动作(如打开阀门)而不是结论时,逆向推理不便使用。因此逆向推理主要用于结论单一或者已知目标结论,而要求验证的系统,如选择、分类、故障诊断等问题的求解。有关正、逆向推理策略的比较见表 3.2。

表 3.2 正、逆向推理的比较

项 目	正向推理	逆向推理
驱动方式	数据驱动	目标驱动
推理方法	从一组数据出发向前推导结论	从可能的解答出发,向后推理验证解答
启动方法	从一个事件启动	由询问关于目标状态的一个问题而启动
透明程度	不能解释其推理过程	可解释其推理过程
推理方向	由底向上推理	由顶向下推理
典型系统	CLIPS, OPS	PROLOG

3. 双向推理

双向推理又称为正反向混合推理,它综合了正向推理和逆向推理的长处,克服了两者的短处。双向推理的推理策略是同时从目标向事实推理和从事实向目标推理,并在推理

过程中的某个步骤,实现事实与目标的匹配。具体的推理策略有多种。例如,通过数据驱动帮助选择某个目标,即从初始证据(事实)出发进行正向推理,同时以目标驱动求解该目标,通过交替使用正逆向混合推理对问题进行求解。双向推理的控制策略比前两种方法都要复杂。美国斯坦福研究所人工智能中心研制的基于规则的专家系统工具 KAS,就是采用正、逆向混合推理的产生式系统的一个典型例子。

图 3.25 给出双向混合推理过程的示意图。

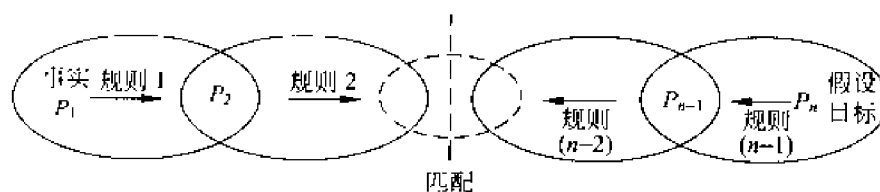


图 3.25 双向综合推理过程

3.6.3 产生式系统举例

产生式系统的种类很多。按设计方法可分为用于综合的产生式系统和用于分析的产生式系统。

下面以动物识别系统 IDENTIFIER 为例加以介绍。

IDENTIFIER 是一个用于识别动物的分析系统。从本质上讲这个系统是用于分析和分类的。它接受一组已知的事实,然后作出相应的结论。医疗诊断系统如 MYCIN 也属于这类系统,因为诊断也可以认为是一种分类,例如,可分成正常和不正常两类。这里首先介绍 IDENTIFIER 的产生式规则,然后介绍正向链接和逆向链接推理方法。

1. IDENTIFIER 的产生式规则

为了区别动物园里的各种动物,用一条 IF-THEN 规则识别一种动物是可能的,但这样的方法很麻烦。因为,这时在规则的结论这边只是简单的一句说明动物名字的句子,而在规则的前项这边,却要列举出足够多的特性,以便正确地把各种动物区分开。系统工作时,使用者首先要把所有可以得到事实收集在一起,然后,在所有的产生式规则中逐个比较,以寻找在前项这边相匹配的规则。

一个比较好的方法是产生中间事实。这样做的优点是涉及到的规则少,容易理解,便于使用和建立规则。IDENTIFIER 也采用这种方法。为了便于说明,把要识别的动物限于 7 种,这样所需要的产生式规则就比较少。其中 4 条用于确定生物学分类是哺乳动物或是鸟类。开始的两条规则试图规定识别哺乳动物的最基本条件,其次的两条规则规定识别鸟类的最基本条件。

规则 11: 如果 该动物有毛发

那么 它是哺乳动物

规则 12: 如果 该动物能产乳

那么 它是哺乳动物

规则 13: 如果 该动物有羽毛

那么 它是鸟类动物

规则 14: 如果 该动物能飞行

它能生蛋

那么 它是鸟类动物

11~14 这一组规则可用于把哺乳动物和鸟类区分开。以下的规则再把哺乳动物和鸟类进一步分成更细的类别,形成一种分层的分类形式。

规则 15: 如果 该动物是哺乳动物

它吃肉

那么 它是食肉动物

规则 16: 如果 该动物是哺乳动物

它长有爪子

它长有利齿

它眼睛前视

那么 它是食肉动物

规则 17: 如果 该动物是哺乳动物

它长有蹄

那么 它是有蹄动物

规则 18: 如果 该动物是哺乳动物

它反刍

那么 它是有蹄动物,并且是偶蹄动物

规则 15~18 又把哺乳动物进一步分类为食肉动物和有蹄动物。这两类又可以利用以下规则进一步分类。这类似于模式识别中的决策树。以下两个规则对食肉动物进行细分。

规则 19: 如果 该动物是食肉动物

它的颜色是黄褐色

它有深色的斑点

那么 它是猎豹

规则 110: 如果 该动物是食肉动物

它的颜色是黄褐色

它有黑色条纹

那么 它是老虎

以下两个规则对有蹄动物进行细分。

规则 111: 如果 该动物是有蹄动物

它有长腿

它有长颈

它的颜色是黄褐色

它有深色斑点



那么 它是长颈鹿
规则 I12: 如果 该动物是有蹄动物
它的颜色是白的
它有黑色条纹
那么 它是斑马
以下是对鸟类进行分类的规则。
规则 I13: 如果 该动物是鸟类
它不会飞
它有长颈
它有长腿
它的颜色是黑色和白色相杂
那么 它是鸵鸟

规则 I13 的 IF 部分的条件“它有长腿”和“它有长颈”,也出现在规则 I11 的 IF 部分,但由于 I11 是适用于有蹄动物的分类,而 I13 是适用于鸟类的分类,所以这两者不会引起混淆。

规则 I14: 如果 该动物是鸟类
它不能飞行
它能游水
它的颜色是黑色和白色
那么 它是企鹅
规则 I15: 如果 该动物是鸟类
它善于飞行
那么 它是海燕

2. 正向链接推理

由上述可知,当需要分类的类别很多时,虽然从原理上讲可以采用一条规则识别一个类别的方法。但为了做到这一点,通常需要大量的观察,以得到众多的特征。专家在进行分类时并不这样做,他们总是先用少量的观察把野兽和鸟类区分开(要把野兽和鸟类分开是容易的),然后在野兽或鸟类中继续区分出主要的类别。依次类推,在主要类别中分出子类别等。这种做法可以是正向的也可以是逆向的推理。这里我们先介绍正向推理。

例如,设首先观察得到两个事实:

“它的颜色是黄褐色的;
它有深色的斑点。”

虽然在规则 I9 和规则 I11 的 IF 部分中包括这两个条件,但不能决定哪一条规则可以适用,不能执行其中的任何一条。因为这里首先需要检查上下文是否正确。为此,需要进一步的观察。假设,我们得到新的事实是:

“它反刍”

这个事实意味着,这个动物产乳,因为野兽喂食新生的小野兽时反刍。也就是说,



“它产乳”

这时,规则 I2 的 IF 部分得到满足,从而得到“它是哺乳动物”的结论。这个结论连同“它反刍”的事实,使规则 I8 的 IF 部分得到满足,这又可以得到“它是偶蹄动物”的结论。要进一步分类还要有新的观察。假设这时得到“它有长腿”和“它有长颈”的观察,那么根据规则 I11 可以得到“它是长颈鹿”的结论。

以上推理过程可以用图表示,如图 3.26 所示。图中空心的方块表示观察到的未经处理的事实,实心方块表示推论的结论,与门表示规则。

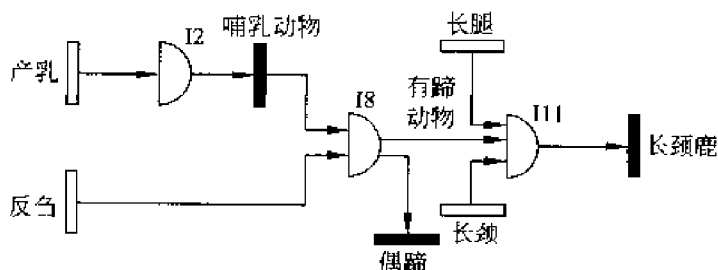


图 3.26 正向链接推理

这种图有时也可叫做局部推测。它用图表描述推理过程。图 3.26 上所表示的是纯粹的正向推理。这种推理过程从事实出发,试图使事实和规则的 IF 部分相匹配,然后,启用规则的 THEN 部分。

这样的过程是局部推理网络,是纯粹的正向链接推理,但是推理也可以是逆向的。

3. 逆向链接推理

至今,以规则为基础的系统推理方法都假设从已知事实推论出新的事实。一个系统以这样的方式运行是正向链接推理,但逆向链接推理也同样是可能的。系统可以假设一个结论,然后利用 IF-THEN 规则去推论支持假设的事实。

例如,在 IDENTIFIER 中可以假设给定动物是猎豹,然后,试图证明这个假设。以下步骤具体描述逆向链接推理系统是如何工作的:

(1) 假设这个动物是一只猎豹。为了检验这个假设,根据规则 I9,要求这个动物是食肉动物,并且为颜色黄褐色和带有深色斑点。

(2) 必须检验这个动物是否是食肉动物。有两条规则 I5 和 I6 可适用于这个目的。假设首先试用规则 I5,根据规则 I5,要求这个动物必须是哺乳动物。

(3) 必须检验这个动物是否是哺乳动物。同样这里也有两种可能性,即应用规则 I1 或规则 I2。假设首先试用规则 I1。

(4) 必须检验这个动物是否有毛发,假设由观察得知它有毛发。这说明此动物一定是哺乳动物,所以系统可以返回去继续检验规则 I5 要求的其他条件。

(5) 由规则 I5 的第二个条件,必须检验该动物是否吃肉。假设这时没有找到这种动物吃肉的证据,因此 IDENTIFIER 必须放弃规则 I5,并试用规则 I6 去确定该动物是食肉动物。

(6) 规则 I6 要求,检验该动物是否是哺乳动物,这在检验规则 I5 所要求的条件时,已



经确定了。

(7) 规则 16 的其余条件,要求检验该动物是否有尖利的牙齿,是否有爪子,眼睛是否前视。假设从观察得知,所有这些事实。这样就可以证实该动物是食肉动物。这时,IDENTIFIER 返回到开始的出发点规则 19。

(8) 设该动物的颜色是黄褐色,带有深色斑点的假定都是事实,那么规则 19 证明了关于该动物是一只猎豹的假定。

通过 IF-THEN 规则,IDENTIFIER 可以逆向推理,以确定要寻找什么样的事实。逆向移动的链从所作的假设开始发展,如果所作的假设得到证实,那么这个链就成功结束;如果要求的前提事实不能确定或者根据是不存在的,那么这个链就失败。

产生式系统可以正向推理,也可以逆向推理。至于哪一个更好些,这个问题取决于推理的目标和搜索空间的形状。如果目标是从一组给定事实出发,找到所有能推断出来的结论,那么,产生式系统应该采用正向推理。

另一方面,如果目标是证实或否定某一特定结论,那么,此产生式系统应该采用逆向推理。因为从一组初始的给定事实出发,可以得出许多和要证实的结论无关的结论。如把这些事实输入到产生式系统中去正向推理,那么许多工作就会是一种浪费。例如,对医疗方面的大多数诊断问题,人们倾向于应用逆向推理。这时,先假设某种可能的疾病,然后再去核对是否所有的症状都相符合。如果症状相符合,就证实了这种疾病,反之就否定了这种疾病。

3.7 系统组织技术

将各种不同的知识资源联合成单一系统的最容易的方法是写出包含所有知识的规则,并让系统利用这些规则,找出一条从给定状态到目标状态的路径。然而,这种方法有严重的缺点,包括:

(1) 随着规则的增加,既要加入新规则,又要使其不与现有规则产生冲突,这就使问题变得愈来愈困难。

(2) 在问题求解过程中,由于每一步都必须考虑所有规则,因而效率就会大大降低,然而,实际上却往往是只有在应用完一组规则之后,才考虑一组别的规则。

(3) 问题求解技术和知识表达形式可能对问题的某一部分是最好的,而对另一部分却不是最好的。

由于上述原因,将一个大系统中的知识分成一组相对独立的模块比较合适。这与在设计任何大系统时愈来愈强调模块化是一致的。剩下的问题是在求解一个问题时单个模块之间如何合作。下面将讨论 3 种使这种合作成为可能的技术。

3.7.1 议程表

议程表(agenda)是一个系统能够执行的任务表列。与每个任务有关的有两件事,即提出该任务的理由和表示对该任务是有用的证据总权的评价。

一个议程表驱动系统,按照下列操作顺序循环工作。

(1) 从议程表中挑选一项最有希望的任务。此任务可按任一期望形式表示,它可作为下一步要做什么的显式陈述或对下一个要扩展节点的指示。

(2) 执行由任务重要性的资源数确定的任务。时间和空间都是需要考虑的重要资源。执行此任务可能又产生额外的任务。

从组织大系统的观点来看,议程表方法的意义在于它允许几个独立模块进行通信。其通信方法是每个模块可将支持(或反对)某个具体任务的证据,加到一个证明选择该任务是正确的表中。这样就使系统能够选出从各方面都有充分证据的任务。虽然各模块共同使用关于为什么要执行各项任务的证据,但一个模块并不需要了解其他模块如何工作以及它们所包含的知识。这样,议程表方法就具有大系统中模块化的一切优点,而无相互隔离的缺点。

在模块中共同使用表,也使系统的注意力能够集中到最有用工作模块上。当然,在求解具体问题的过程中,这种集中是可以改变的。

3.7.2 黑板法

黑板法(the blackboard approach)首先是在 HEARSAY-II 语音理解系统中发展起来的。它的思想比较简单。整个系统由一组称为知识资源(KS)的独立模块和一块黑板组成。这里,知识资源含有系统中专门领域的知识,而黑板则是一切 KS 可以访问的公用数据结构。在 HEARSAY-II 中,这些 KS 对应于有关语音、语言以及所讨论任务的多级知识。

当一个 KS 被激发时,它检查当时黑板上的内容,并运用它的知识或者产生一个新的假设写到黑板上,或者由集中各个 KS 的非同步执行构成,单个 KS 却是串行执行。一旦某个 KS 被激发,它将一直执行到完成任务为止。

在黑板上的假设排列成二维的形式,即级(从小的关于单音的低级假设到大的关于整个句子意思的高级假设)和时(相应于所分析发音的时间段)。系统的目的是产生一个假设,它表示一个问题的解。对 HEARSAY-II 来说,这样一个解将是关于整个发音的可接受的解释。

在什么条件下触发 KS 由一组与它相连的触发器来决定。这些触发器在得到某些条件变为真以后,才去激发一个相关过程。

当一个触发器被触发时,它产生一个活动记录来描述应该被触发的 KS 和触发器触发的专门事件。当 KS 真的被触发时,事件信息可用来集中 KS 的注意力。当然,单个事件(如把一个特殊类型的假设加到黑板上)可同时触发几只触发器,并产生几个活动记录。引起触发事件出现的 KS 并不需要知道任何后继活动。下一次该触发哪个 KS,是由一个专门 KS 根据它如何更好地指导在具体领域中搜索的知识来决定,这个 KS 称为时间表。该时间表利用各个独立的 KS 提供的等级。如果时间表没有发现未解决的活动记录,那么系统便停止执行。

HEARSAY-II 采用的技术已推广至 HEARSAY-III,并成为建立大系统用的与领域无关的结构。在 HEARSAY-III 中,黑板的时间维已取消,因为它不适应于一切领域,但保留了级维。由于 HEARSAY-III 中的黑板是放在关系数据库系统的顶部,故对于求解

特殊问题的任何关系均可构造。

HEARSAY-III 用 3 个黑板, 第一个包含对问题本身的假设(称为单元), 而专门作为调度用的第二黑板, 则允许调度过程分成一组独立的 KS, 就像系统是静止的一样。每个 KS 包含各自的知识。这些知识指的是在决定系统如何最好地扩充其资源时要考虑的一些重要因素。

3.7.3 Δ -极小搜索法

在 HEARSAY-II 里的控制结构中有这样一个问题, 就是要经常比较不同 KS 产生的等级, 以使系统能够选择最有希望的下一步的工作区域。但这种比较较为困难, 因为假定 KS 不必相互知道任何事情。如果缺乏一些相互了解的知识, 那怎么能使等级的意义相容呢? 不过, 对某些类型的任务而言, Δ -极小搜索过程却提供了一个能够解决该问题的方法。现介绍如下:

考虑这样一个问题, 即一次接受一串输入, 顺序处理, 使其形成一个关于输入的统一而相容的解释。这类问题出现在语音识别和自然语音理解领域中。 Δ -极小法是这样来解决这类问题的: 在适当的时刻, 触发某 KS, 然后为它生成所有它认为是可能的假设, 并赋给某个假设一种级别。由这些级别计算出的 Δ 值, 表示一假设的级别与参加竞争的最佳假设的级别之差。而在该假设最后导致不相容时, 再考虑参加竞争的另一假设。 Δ 值提供了一种方法去选择最有希望的假设, 不过, 必要时可在选择中使用回溯。

议程表、黑板法以及 Δ -极小法都是用来协调一个系统各部分的方法。其相同之处在于: 通过共享对象进行通信。当然, 一般说来, 总是通过某类共享对象进行通信。但这些对象的存在时间多半不长, 仅存在于从一个过程到另一过程这段时间。而在我们介绍的三种方法中, 通信对象有较长的存在时间。在议程表系统中, 通信对象表示要执行的任务。一个任务置于议程表上, 直到出现执行它的证据或几乎不可能出现这种证据为止。在黑板法系统中, 通信对象表示要考虑的假设或要执行的任务(在活动记录情况下)。假设保持到它们被否定、活动记录则保持到被选来执行为止。在 Δ -极小法系统中, 通信对象则是问题的状态, 表示当前输入的一组假设。在三类系统中, 单个过程既可产生通信对象, 又可将意见加到由别的过程产生的对象中去。

3.8 不确定性推理

对于许多比较复杂的人工智能系统, 往往含有复杂性、不完全性、模糊性或不确定性。当采用产生式系统或专家系统的结构时, 要求设计者建立某种不确定性的计算和推理过程。有两种不确定性(uncertainty), 即关于证据的不确定性和关于结论的不确定性。

3.8.1 关于证据的不确定性

在观察事物时, 所看到的事实经常具有某种不确定性。例如, 当你观察某种动物的颜色时, 你可能说这种动物的颜色看起来是白色的, 但也可能是灰色的。这就是说, 你的观察具有某种程度的不确定性。在观察事物时, 所带有的干扰或不精确性都会导致证据的

不确定性。目前人们用来处理不确定性的启发方法在理论上大多数是不严格的、甚至是错误的,但在实际应用中,又可解决某些实际问题。至于哪些方法好或更好一些,要视具体情况而定。

一般通过对事实赋予一个介于 0 和 1 之间的系数来表示事实的不确定性。1 代表完全确定,0 代表完全不确定。这个系数被称为可信度(也有一些专家系统,如 MYCIN 和 EXPERT 等,取可信度的范围为 -1 到 $+1$)。当规则具有一个以上的条件时,就需要根据各条件的可信度来求得总条件部分的可信度。已有的方法有两类。

1. 以模糊集理论为基础的方法

按照这种方法,把所有条件中最小的可信度作为总条件的可信度。例如,如图 3.27 所示为具有 3 个条件的规则。设对每个证据分别赋予 0.9, 0.5 以及 1.0 的可信度。如何从每个证据各自的可信度中得到这个规则的总输入的可信度? 这里所用的方法是取其中的最小值,即取 0.5。产生式规则的各个条件之间是合取的关系,取其可信度的最小值代表总的可信度,看起来好像是符合模糊集理论的。有时把这种处理可信度的方法,称为以模糊集理论为基础的方法。在 MYCIN 系统中就采用这种方法。这种方法类似于当把几根绳子连接起来使用时,总的绳子强度与强度最差的绳子的相同。

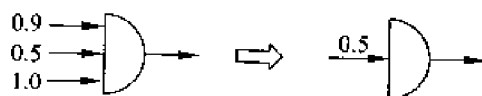


图 3.27 证据可信度的模糊集处理法

2. 以概率为基础的方法

这种方法同样赋予每个证据以可信度。但当把单独条件的可信度结合起来求取总的可信度时,它取决于各可信度的乘积。采用上述例子,这时规则的输入部分总的可信度为 0.45,如图 3.28 所示。在 PROSPECTOR 系统中就采用这种方法。

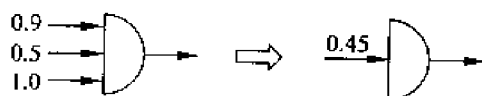


图 3.28 证据可信度的概率论处理法

3.8.2 关于结论的不确定性

关于结论的不确定性也叫规则的不确定性,它表示当规则的条件被完全满足时,产生某种结论的不确定程度。它也是以赋予规则在 0 和 1 之间的系数的方法来表示的。例如,有以下规则:

如果 启动器发生刺耳的噪声

那么 这个启动器坏的可能性是 0.5

以上规则表示,如果“启动器发生刺耳的噪声”这个事实完全肯定的可信度为 1.0,那

么得出“这个启动器坏”的结论的可信度为 0.8。如果规则的条件部分不完全确定,即当可信度不为 1 时,求得结论的可信度的方法有以下两种:

(1) 取结论可信度为条件可信度与上述系数的乘积。

如图 3.29 所示,这时条件的可信度为 0.5,上述赋予规则的系数为 0.8,则结论的可信度为:

$$C_{out} = 0.5 \times 0.8 = 0.4$$

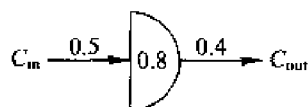


图 3.29 结论可信度求法

(2) 按照某种概率论的解释,我们假设规则的条件部分的可信度 C_{in} 和其结论部分的可信度 C_{out} 存在某种关系,这种关系可用来代表规则的不确定性。如图 3.30 所示为 3 种这样的关系曲线。

图 3.30 (a) 所示的 C_{in} 与 C_{out} 的关系所代表的方法实际上与方法 1 相同。结论的可信度 C_{out} 等于条件的可信度 C_{in} 和某个系数的乘积。在图 3.30 (b) 所示的情形下,即使在条件完全不确定,即 $C_{in} = 0$ 时,结论的可信度 C_{out} 仍为 0.2。这意味着,即使条件的证据不存在,也可以得到结论。

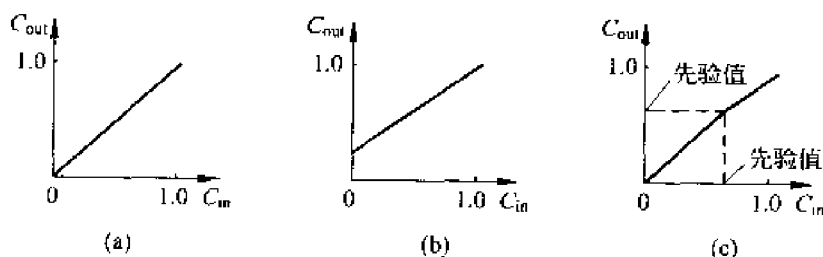


图 3.30 规则的条件可信度与结论可信度的关系

在大多数情况下, C_{in} 和 C_{out} 的关系曲线由两条直线组成,如图 3.30 (c) 所示。这样做的理由是: C_{in} 和 C_{out} 之间的关系不仅要反映终点的条件,而且还要反映开始分析以前的估计。这种开始分析以前的估计也称为先验值。这个值说明当完全没有当前要处理情况的任何知识时的可信度。例如,在你观察动物以前,就对所观察的动物有毛发或是哺乳动物作了估计,也即赋予了一定程度的可信度。这就是给予先验可信度。

3.8.3 多个规则支持同一事实时的不确定性

当多个规则支持同一事实时,这些规则之间的关系是析取。例如,在 IDENTIFIER 的例子中,应用规则 I1 和规则 I2 都可以得到“这是哺乳动物”的结论。如何根据这两个证据的可信度求得“这是哺乳动物”这个事实的可信度? 与关于证据的可信度相类似,也有两种方法,它们分别基于模糊集理论和概率理论。

1. 基于模糊集理论的方法

取支持这个事实的各规则的可信度的最大值作为事实的可信度,如图 3.31 (a) 所示。这类似于模糊集理论中多个条件相析取时,取这些条件中的隶属函数的最大值作为总的隶属函数值。这种方法被用于 EXPERT 系统中。

2. 基于概率论的方法

这里介绍的只是基于概率的方法中的一种。按照这种方法由一组规则支持的事实的可信度,可用以下方法求得。首先把各个证据的可信度转换成可信性比例 r 。可信性比例 r 和可信度 c 之间的关系可表示为:

$$r = \frac{c}{1-c}, \quad c = \frac{r}{r+1} \quad (3.4)$$

把各证据的可信性比例简单地相乘就可以求得这些证据所支持的事实的可信性比例。然后,再利用上述公式转换回相应的可信度。这样就求得这个事实的可信度。当 $c=0.5$ 时,相应的 $r=1$,这时称为中性的可信比例。

在图 3.31 (b)所示的例子中, $c_1=0.9$, $c_2=0.25$, 与此相应的 r_1 和 r_2 分别为:

$$r_1 = \frac{0.9}{1-0.9} = 9$$

$$r_2 = \frac{0.25}{1-0.25} = \frac{1}{3}$$

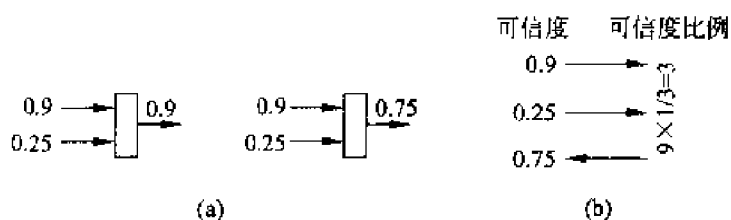


图 3.31 多个规则支持同一事实时的可信度

取 r_1 和 r_2 的乘积为这个事实的可信性比例 r ,

$$r = r_1 \times r_2 = 9 \times \frac{1}{3} = 3$$

与此相应的可信度 c 为:

$$c = \frac{r}{r+1} = \frac{3}{3+1} = 0.75$$

这样求得这个事实的可信度为 0.75。这个数值比以模糊集理论为基础的方法求得的可信度 0.9 低。这是因为其中一个证据的可信度为 0.25,这实际上是否定这个事实。如果这个证据的可信度大于 0.5,则按这种方法求得的可信度就会大于 0.9。

应用以概率论为基础的方法存在以下两个困难:

(1) 按照概率论,应该检查支持同一事实的各个规则之间是否相互独立,而实际上难以进行这样的检查。

(2) 如果我们有以下规则:

如果 启动器发出刺耳噪声

那么 这个启动器坏的可能性是 0.75

按照概率论,上述规则自动地意味着存在另一条规则如下:

如果 启动器发出刺耳的噪声



那么 这个启动器好的可能性是 0.25
但在许多场合,专家并不接受这样的规则。

3.9 非单调推理

建立在谓词逻辑基础上的传统系统是单调的,这意味着,已知为真的命题数目随时间而严格增加。那是由于新的命题可加入系统,新的定理可被证明,但这种加入和被证明绝不会导致前面已知为真或已被证明的命题变成无效。这种系统具有以下优点:

(1) 当加入一个新命题时,不必检查新命题与原有知识之间的不相容性。

(2) 对每一个已被证明了的命题,不必保留一个命题表。它的证明以该命题表中的命题为根据,因为不存在那些命题被取消的危险。

可是,这种单调系统不能很好地处理常常出现在现实问题领域中的三类情况,即不完全的信息、不断变化的情况以及求解复杂问题过程中生成的假设。

3.9.1 缺省推理

很少有能在处理过程中拥有它所需要的一切信息的系统。但当缺乏信息时,只要不出现相反的证据,就可以作一些有益的猜想。构造这种猜想称为缺省推理(default reasoning)。

例如,假设当你去朋友家吃晚饭并经过路旁的卖花亭时,对于“你的主人喜欢花吗?”这样一个问题,你可能没有任何具体信息可作为回答问题的依据。但若利用一般的规则——因为大多数人们喜欢花,假定这个具体的人也喜欢,除非有相反的证据(如对花过敏),那么,你可作出决定。这类缺省推理是非单调的(即加进一条信息就可能迫使取消另一条信息),因为用这种方式推导出来的命题是依赖于在某个命题中缺少某种信念,即如果前面那些缺省的命题一旦加入系统,就必须消除用缺省推理产生的命题。这样一来,如果你拿着花走到门口时,你的主人立刻打喷嚏,你就应取消以前的信念——你的主人喜欢花。当然,你也必须取消建立在已被取消的信念基础上的任何信念。

上述举例说明了一个普通类型的缺省推理,称为最可能选择。如果知道一些事情中的某件事必为真,在缺乏完全知识的条件下,应选最可能的那个。如:大多数人喜欢花;大多数狗有尾巴;对瑞典人而言,最一般的头发颜色为淡黄色。另一重要类型的缺省推理是约束推理,在这种推理中只有当能证明某些对象满足性质 P 时,才认为它们满足性质 P 。例如,设需求解的问题是划船过河,可能列举许多妨碍成功过河的因素,如没有船桨、船漏水、船搁浅在泥沙中等等。而重要的是,问题求解程序不必去证明这些条件不是真的(因为可能问题本身的说明根本没提到船桨)。程序能做的是,假定只有那些能够清楚地被证明为真的事情才是真的(希望没一个为真),否则不为真。那时,程序才能往前进行并假定能使用船。

一个既精确又可算的缺省推理的描述,必涉及结论 Y 且缺少某一信息 X 。所以缺省推理的定义为:

缺省推理的定义 1. 如果 X 不知道,那么得到结论 Y 。



但在所有的系统中,除最简单的系统以外,只有存储在数据库中的事件的极小部分可看成是已知的。不过,通过各种努力,事件的其余部分可从已知部分推导出来。所以缺省推理的定义更像是:

缺省推理的定义 2. 如果 X 不能被证明,那么得到结论 Y 。

但是,如果仍然以谓词逻辑工作,那怎么能知道 X 不能被证明? 由于这个系统是不可判定的,所以对任一 X 来说,仍不能担保它能够被证明。于是我们不得不重新考虑定义:

缺省推理的定义 3. 如果 X 不能在某个给定的时间内被证明,那么得到结论 Y 。

值得注意,定义推出结论 Y 的推理过程依赖于逻辑领域以外的某些事件,在规定时间内可作多少计算,以及在寻找待求的证明中计算是否有效。因此作出关于系统行为的形式说明就显得特别重要。加之,我们丧失了谓词逻辑所具有的对所提出的证明的正确性进行验证的能力,即使一个证明存在,也不一定能保证找到它。假如现在得到一个证明,对证明过程中的某一步来说,由于没有能力证明 X ,所以得到结论 Y 。但由于 X 是否可被证明是不可判定的,因而包含这个证明在内的更大的证明也就不可判定。于是,由于缺乏完全的知识,对缺省推理的需要迫使我们使用这样的系统,它的行为不易形式地描述出来。

即使有幸获得了关于某一情况的完全知识,也不能由此而长时间使用它,因为客观世界在迅速地变化着。这意味着在一个时刻完全精确的说明不会是持久的。这就是框架问题,一种引入状态变量对它进行处理的方法,已在 2.5 节介绍过。但这种方法不是很完善,因为只要状态中各谓词为真,它就要对每个状态作单独的描述。于是得花很多精力来重复说明一个缓慢变化的事实。而且,凡每一操作执行后,就得引进一个新状态,因此很难发现若干个操作序列已导致同一情况。另一种求解不断变化的世界问题的方法,是取消那些不能再精确描述世界的命题,而代之以另一些更精确的命题。这又使其变成了非单调系统。在这类系统中,命题既可从知识库中删去,也可加入。而且当一个命题被取消后,其证明依赖于这个被取消命题的其他命题也应取消。

即使供某一系统采用的知识不存在上述两个问题,一个好的问题求解系统在问题求解过程中,也可能产生某些非单调行为的知识。假若要编一程序来求解一个极简单的问题,例如找一适当时间使 3 个忙人能同时参加会议。一个办法是首先假设会议在某个具体日期举行,比如星期三,并将关于此假设的命题放入数据库中,再从 3 个人的时间安排表中检查不相容性。如果出现冲突,就表示假设的命题必须取消,而代之以另一个希望不矛盾的命题。当然,任何依赖于这个被取消命题而建立起来的命题也必须取消。于是又得到一个非单调系统。

当然,这种情况可用带回溯的直接树搜索来处理。一切假设和由假设得出的推论,均记录在产生它们的搜索树的节点上。当产生一个不相容时,只需回溯到尚未探索过的路径的一个节点上。这时原假设和它们的推论将自动消失。这种回溯方法如图 3.32 所示。它显示出一个安排会议程序的搜索树的一部分。为此,程序必须求解一个约束满足问题,即找出每个参加者都有空闲的开会日期与时刻,并有可供开会的房间。

求解该问题时,系统必须试图在一个时刻满足一个约束。最初,几乎没有根据可以肯

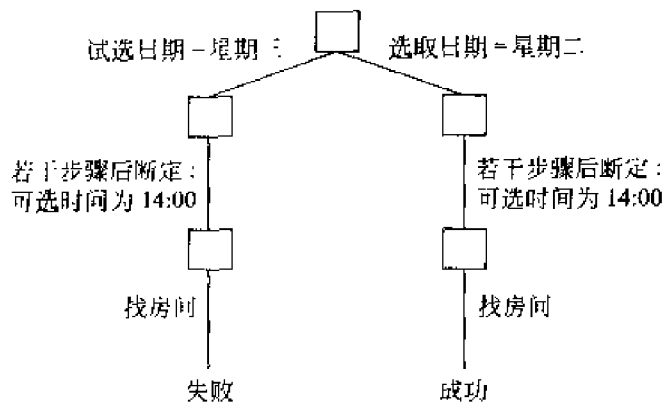


图 3.32 非面向从属关系的回溯

定哪个时间最好,所以随意确定为星期三。于是产生一个新的约束,解的其余部分必须满足会议在星期三举行的假设,且存放在所产生的节点上。接着,程序试图选择一个时刻,使之适合于所有参加者。在他们的工作时间表中,通常白天的会议时刻可能在除 14:00 以外的任意时刻,所以选择 14:00 作为开会时间,至于在哪一天倒没关系。然而,程序发现在星期三无房间可供开会使用。所以它回溯穿过节点(假设星期三的节点),并改在另一天,比如星期二。现在就必须复制导出时刻为 14:00 的推理链,因为它回溯到选日期时,原推理链已经消失,尽管该时刻推理未依靠任何关于日期为星期三的假设。

如果按照搜索过程产生命题的次序去取消命题,而不是按照该命题内涵的不相容性去取消命题,那么将会产生很大的浪费。最好是在需要时既能直接将假设插入到数据库,又能取消它们。这种方式称为面向从属关系的回溯。

基于下述一些原因中的任何一个,都可察觉非单调推理系统的必要性:

- (1) 不完全知识的出现要求缺省推理。
- (2) 一个不断变化的世界必须用适应不断变化的数据库来描述。
- (3) 产生一个问题的完全解可能要求关于部分解的暂时的假设。

3.9.2 非单调推理系统

正确性维持系统(Truth Maintenance System,简称 TMS)是一个已经实现了的非单调推理系统,用以协助其他推理程序维持系统的正确性,所以它的作用不是生成新的推理,而是在其他程序所产生的命题之间保持相容性。一旦发现某个不相容,它就调出自己的推理机制,面向从属关系的回溯,并通过修改最小的信念集来消除不相容。

在 TMS 中,每一个命题或规则均称为节点,且对任一节点,以下两种状态必居其一:

IN 相信为真

OUT 不相信为真,或无理由相信为真,或当前没有可相信的理由。

每个节点附有一个证实表,表中每一项表示一种确定节点有效性的方法。IN 节点是指那些至少有一个在当前说来是有效证实的节点。OUT 节点则指那些当前无任何有效证实的节点。也许有人想知道为什么要不厌其烦地保留 OUT 节点?当然,花许多功夫去产生一些表示不正确命题的节点是没有意义的。但必须记住,在非单调推理系统中,产

生一个节点是以表示一个假定为真的命题,例如,使用缺省推理的结果。这时其余节点则在假设原始节点为 IN 的基础上产生。但新信息的出现可能引起原始节点变成 OUT(缺少信息时用缺省推理),那时,一切基于它的节点都相应地要变为 OUT。不过,保留这些节点和它们的相互依赖性仍有用处。因为一旦有效信息发生了变化,而且引起原始节点再变为 IN 时,那些在它的基础上用来产生其他节点的推理就不必重作了。于是,当原始节点再变为 IN 时,其他各个节点的某个基于原始节点的证实将随之变为有效,这些节点也就变为 IN 了。

在系统中,有两种方式可用来证实一个节点的有效性可依赖于其他节点的有效性:

- (1) 支持表 (SL (IN-节点) (OUT-节点))
- (2) 条件证明 (CP (结论)
(IN-假设)
(OUT-假设))

1. 支持表

支持表最通用。如果在 IN 节点表中提到的节点当前都是 IN,且在 OUT 节点表中提到的节点当前都是 OUT,那么,它们是有效的。例如,下述节点:

- (1) 现在是冬天(SL() ())
- (2) 天气是寒冷的(SL(1) ())

节点(1)的 SL 证实中的 IN 和 OUT 表为空,表明它不依赖于任何其他节点中当前的信念或缺少信念。这类节点称为前提。而节点(2)的 SL 证实的 IN 表中已含节点(1)。这说明导致节点(2)可信任结论的推理链依赖于当前在节点(1)的信念。如果在将来某个时刻,TMS 除掉了节点(2)的前提节点(1),那么,由于节点(2)失去了依据,因而也要从 IN 表中除去。

综上所述,TMS 的推理与直接的谓词逻辑系统相类似,除了它能够撤销前提并对数据库的其余部分作适当的修改以外,其余很相似。如果一个 SL 证实的 OUT 表不是空的,TMS 也能处理缺省推理,如:

- (1) 现在是冬天(SL() ())
- (2) 天气是寒冷的(SL(1) (3))
- (3) 天气是温暖的

若节点(1)是 IN,节点(3)是 OUT,节点(2)才为 IN。这个证实实际上是说:“如果现在是冬天,又没有天气是温暖的证据,则结论为:天气是寒冷的”。如果在将来某一时刻,出现了天气是温暖的证据(即为节点(3)提供了一个证实),那么 TMS 将使节点(2)变为 OUT,因为它不再有一个有效的证实。像节点(2)这样的节点(它们为 IN 是根据一个含有非空 OUT 表的 SL 证实)称为假设。本例再次说明有必要存储节点,甚至存储那些为 OUT 的节点。节点(3)为 OUT 构成节点(2)之证实的一部分。但如果节点(3)不存在,就不能这样表示。

值得注意的是,TMS 本身并不产生证实。节点(2)的证实来自冬季一般天气是寒冷的这样一个领域的知识。由此,这个证实必须由使用 TMS 的问题求解程序提供。TMS



能做的仅仅是利用证实来维持一个相容的信念数据库。

2. 条件证明

条件证明(CP)的证实表示有前提的论点。无论何时,只要在 IN 假设中的节点为 IN, OUT 假设中的节点为 OUT, 则结论节点往往为 IN。于是,条件证明的证实有效。处理 CP 比 SL 更难。事实上, TMS 是通过把它们转换成 SL₂ 证实来进行处理的。

TMS 将显式证实与当前相信为真(即在 IN 表上)的命题一起存储。当查出不相容时,它只消除必须删去者。如前所述,此过程称为面向从属关系的回溯。我们仍用安排会议的问题来说明它如何工作。设从节点(1)、节点(2)开始,

(1) 日期(会议)=星期三 (SL () (2))

(2) 日期(会议)≠星期三

目前没有相信“开会日期不应是星期三”的证实,所以节点(1)是 IN 以表示日期为星期三这一假设。

经某些推理后,安排会议系统得出会议必须在下午 2:00 举行的结论,这是根据若干节点得出来的。这样一来,有如下节点:

(1) 日期(会议)=星期三 (SL () (2))

(2) 日期(会议)≠星期三

(3) 时刻(会议)=14:00 (SL (57,103,45) ())

节点(1)、节点(3)在 IN, 节点(2)在 OUT。现在,安排会议的程序要找一间房子,结果发现星期三下午两点钟无空房可供会议使用。于是通过产生下一节点来告诉 TMS:

(4) 矛盾 (SL (1,3) ())

这时,调用面向从属关系的回溯过程。它查看矛盾节点的 SL 证实中的节点,比如说 $A_1 \dots A_k$, 然后向后跟踪,通过 A_i 的 SL 证实中的节点,比如说 $B_1 \dots B_s$, 再回到 B 的 SL 证实中的节点,继续寻找假设,试图找到这样一个假设集,只要除去该集中的一个假设,矛盾就可消除。

在此例中,这个集只包含一个元素,即节点(1),回溯机制通过产生一个不相容节点来记录它,不相容节点表示不相容的假设集。于是得到下面的节点集:

(1) 日期(会议)=星期三 (SL () (2))

(2) 日期(会议)≠星期三

(3) 时间(会议)=14:00 (SL (57,103,45) ())

(4) 矛盾 (SL (1,3) ())

(5) 不相容 N-1 (CP 4(1,3) ())

现在 TMS 选择不相容假设中的一个(这里只有节点(1),所以选择是简单的),并且通过使节点(1)的 OUT 表中的一个节点变为 IN 来使节点(1)变为 OUT(因为一切假设都有非空的 OUT 表,所以可以这样做)。本例中又只有一个节点能使其为 IN。使节点(2)为 IN 的方法就为节点(2)提供了一个以不相容节点为根据的证实。于是,我们现在有:

(1) 日期(会议)=星期三 (SL () (2))



- | | |
|------------------|----------------------|
| (2) 日期(会议)≠星期三 | (SL (5) ()) |
| (3) 时间(会议)=14:00 | (SL (57,103,45) ()) |
| (4) 矛盾 | (SL (1,3) ()) |
| (5) 不相容 N-1 | (CP4 (1,3) ()) |

节点(2)与节点(5)为 IN,就引起节点(1)为 OUT,因为节点(1)的证实依赖于节点(2)是 OUT。节点(4)现在也变成 OUT。这样一来,矛盾就消除了,可以选择一个新的日期。由于矛盾中不包含时间,所以仍保持下午 2:00 不变。

3.10 小 结

本章所讨论的知识搜索与推理是人工智能研究的另一个核心问题。对这一问题的研究曾经十分活跃,而且至今仍不乏高层次的研究课题。正如知识表示一样,知识搜索与推理也有众多的方法,同一问题可能采用不同的搜索策略,而其中有的比较有效,有的不大适合具体问题。

在应用盲目搜索进行求解的过程中,一般是“盲目”地穷举,即不运用特别信息。盲目搜索包括宽度优先搜索、深度优先搜索和等代价搜索等,其中,有界深度优先搜索在某种意义上讲,具有一定的启发性。从搜索效率上看,一般说来,有界深度优先搜索较好,宽度优先搜索次之,深度优先搜索较差。不过,如果有解,那么宽度优先搜索和深度优先搜索一定能够找到解答,无论付出多大代价;而有界深度优先搜索则可能丢失某些解。

启发式搜索主要讨论有序搜索(或最好优先搜索)和最优搜索 A* 算法。与盲目搜索不同的是,启发式搜索运用启发信息,引用某些准则或经验来重新排列 OPEN 表中节点的顺序,使搜索沿着某个被认为是最有希望的前沿区段扩展。正确选择估价函数,对于寻求最小代价路径或解树,至关重要。启发式搜索要比盲目搜索有效得多,因而应用较为普遍。

在求解问题时,可把问题表示为一个有待证明的问题或定理,然后用消解原理和消解反演过程来证明。在证明时,采用推理规则进行正向搜索,希望能够使问题(定理)最终获得证明。另一种策略是采用反演方法来证明某个定理的否定是不成立的。为此,首先假定该定理的否定是正确的,然后证明由公理和假定的定理之否定所组成的集合是不成立的,即导致矛盾的结论——该定理的否定是不成立的,因而证明了该定理必定是成立的。这种通过证明定理的否定不能成立的方法叫做反演证明。

有些问题的搜索既可使用正向搜索,又可使用逆向搜索,还可以混合从两个搜索方向进行搜索,即双向搜索。当这两个方向的搜索边域以某种形式会合时,此搜索以成功而告终。

高级求解系统是知识推理和搜索的先进方法,它们比一般搜索方法具有更高的搜索效率,能够用于求解比较复杂的系统。

规则演绎系统采用 if-then 规则来求解问题。其中,if 为前项或前提,then 为后项或结论。按照推理方式的不同可以把规则演绎系统分为三种,即正向规则演绎系统、逆向规则演绎系统和双向规则演绎系统。正向规则演绎系统是从事实到目标进行操作的,即从

状况条件到动作进行推理,也就是从 if 到 then 的方向进行推理,我们称这种推理规则为正向推理规则或 F 规则。把 F 规则应用于与或图结构,使与或图结构发生变化,直至求得目标为止。这时,所得与或图包含有终止目标节点,求解过程从求得目标解图而成功地结束,而且目标节点与目标子句等价。

逆向规则演绎系统是从 then 向 if 进行推理的,即从目标或动作向事实或状况条件进行推理,我们称这种推理规则为逆向推理规则或 B 规则。把 B 规则应用于与或图结构,使之发生变化,直至求得某个含有终止在事实节点上的一致解图而成功地终止。逆向规则演绎系统能够处理任何形式的目标表达式,因而得到较为普遍的应用。

正向规则演绎系统和反向规则演绎系统都具有局限性。前者能够处理任意形式的事实表达式,但只适用于由文字的析取组成的目标表达式。后者能够处理任意形式的目标表达式,但只适用于由文字的合取组成的事实表达式。双向规则演绎系统组合了正向和逆向两种规则演绎系统的优点,克服了各自的缺点,具有更高的搜索求解效率。双向组合系统是建立在正向和反向两个系统相结合的基础上的,其综合数据库是由表示目标和表示事实的两个与或图组成。分别使用 F 规则和 B 规则来扩展和修正与或图结构。当两个与或图结构之间在某个适当的交接处出现匹配时,求解成功,系统即停止搜索。

与规则演绎系统有密切关系的是产生式系统,它由总数据库、产生式规则和控制策略三部分组成。产生式系统的推理也分为正向推理、逆向推理和双向推理三种形式。

系统组织技术首先将一个系统或复杂系统中的知识划分为一组相对独立的模块,然后考虑各子模块间在求解时的合作问题。合作技术包括议程表法、黑板法和 Δ -极小搜索法等。

议程表是系统能够执行任务的表列。系统能够把注意力集中到最有用工作模块上,选出具有最充分证据的任务。黑板法由知识资源 KS 和黑板组成求解系统。当一个 KS 被激发时,它检查当时黑板上的内容,并应用其知识产生一个新的假设写到黑板上,直到完成任务为止。当时间表没有发现未解决的活动记录时,系统便停止执行。 Δ -极小搜索法提供了一种选择最有希望假设的技术。

本章还讨论了两类推理技术,即不确定性推理和非单调推理。不确定性推理是研究复杂系统不完全性和不确定性的有力工具。有两种不确定性,即关于证据的不确定性和关于结论的不确定性。可信度是研究不确定性的量化因数。非单调推理能够处理那些不适合用谓词逻辑表示的知识,能够较好地处理不完全信息、不断变化的情况以及求解复杂问题过程中生成的假设,具有较为有效的求解效率。缺省推理和正确性维持系统 TMS 是非单调推理的两种主要技术。

习 题

- 3-1 什么是图搜索过程? 其中,重排 OPEN 表意味着什么? 重排的原则是什么?
- 3-2 试举例比较各种搜索方法的效率。
- 3-3 化为子句形有哪些步骤? 请结合例子加以说明。
- 3-4 如何通过消解反演求取问题的答案?

3-5 什么叫合式公式? 合式公式有哪些等价关系?

3-6 用宽度优先搜索求图 3.33 所示迷宫的出路。

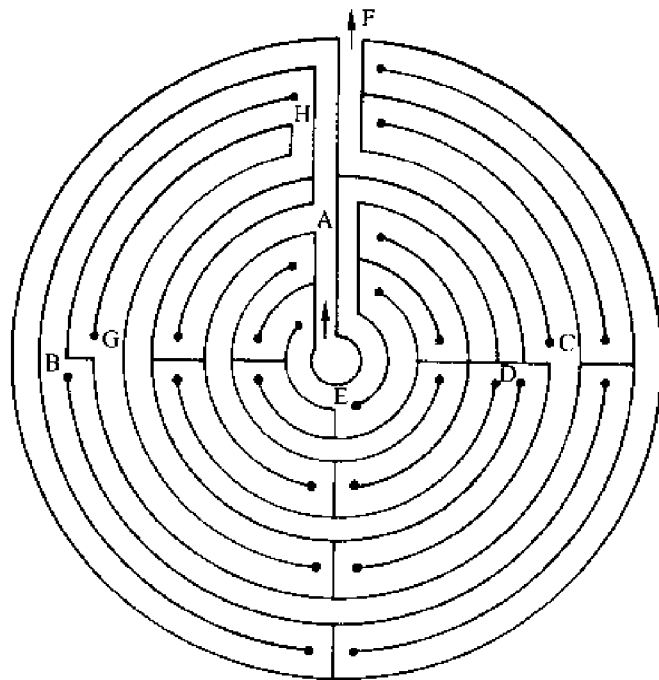


图 3.33 迷宫一例

3-7 用有界深度优先搜索方法求解图 3.34 所示八数码难题。

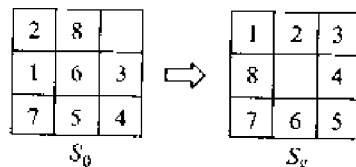


图 3.34 八数码难题

- 3-8 应用最新的方法来表述传教士和野人问题,编写一个计算机程序,以求得安全渡过全部 6 个人的解答。(提示:在应用状态空间表示和搜索方法时,可用 (N_m, N_c) 来表示状态描述,其中 N_m 和 N_c 分别为传教士和野人的人数。初始状态为 $(3,3)$,而可能的中间状态为 $(0,1)$, $(0,2)$, $(0,3)$, $(1,1)$, $(2,1)$, $(2,2)$, $(3,0)$, $(3,1)$ 和 $(3,2)$ 等。)
- 3-9 试比较宽度优先搜索、有界深度优先搜索以及有序搜索的搜索效率,并以实例数据加以说明。
- 3-10 一个机器人驾驶卡车,携带包裹(编号分别为#1, #2 和 #3)分别投递到林(LIN)、吴(WU)和胡(HU)三家住宅处。规定了某些简单的操作符,如表示驾驶方位的 $drive(x, y)$ 和表示卸下包裹的 $unload(z)$;对于每个操作符,都有一定的先决条件和结果。试说明状态空间问题求解系统如何能够应用谓词演算求得一个操作符序列,该序列能够生成一个满足 $AT(\#1, LIN) \wedge AT(\#2, WU) \wedge AT(\#3, HU)$ 的



目标状态。

- 3-11 规则演绎系统和产生式系统有哪几种推理方式？各自的特点为何？
- 3-12 为什么需要采用系统组织技术？有哪几种系统组织技术？
- 3-13 研究不确定性推理有何意义？有哪几种不确定性？
- 3-14 单调推理有何局限性？什么叫缺省推理？非单调推理系统如何证实一个节点的有效性？
- 3-15 在什么情况下需要采用不确定推理或非单调推理？
- 3-16 下列语句是一些几何定理，把这些语句表示为基于规则的几何证明系统的产生式规则：
 - (1) 两个全等三角形的各对应角相等。
 - (2) 两个全等三角形的各对应边相等。
 - (3) 各对应边相等的三角形是全等三角形。
 - (4) 等腰三角形的两底角相等。

的。马克斯(Marks)在 1993 年提到计算智能与人工智能的区别,而贝兹德克则关心模式识别(PR)与生物神经网络(BNN)、人工神经网络(ANN)和计算神经网络(CNN)的关系,以及模式识别与其他智能的关系。忽视 ANN 与 CNN 的差别可能导致对模式识别中神经网络模型的混淆、误解、误表示和误用。

贝兹德克对这些相关术语给予一定的符号和简要说明或定义。首先,他给出有趣的 ABC:

- A—Artificial, 表示人工的(非生物的),即人造的
 B—Biological, 表示物理的+化学的+(??)=生物的
 C—Computational, 表示数学+计算机

图 4.1 表示 ABC 及其与神经网络(NN)、模式识别(PR)和智能(I)之间的关系。它是由贝兹德克于 1994 年提出来的。图 4.1 的中间部分共有 9 个节点,表示 9 个研究领域或学科。A,B,C 三者对应于三个不同的系统复杂性级别,其复杂性自左至右及自底向上逐步提高。节点间的距离衡量领域间的差异,如 CNN 与 CPR 间的差异要比 BNN 与 BPR 间的差异小得多,CI 与 AI 的差异要比 AI 与 BI 的差异小得多。图中,符号 \rightarrow 意味着“适当的子集”。例如,对于中层有: $ANN \subset APR \subset AI$,对于右列有: $CI \subset AI \subset BI$ 等。在定义时,任何计算系统都是人工系统,但反命题不能成立。

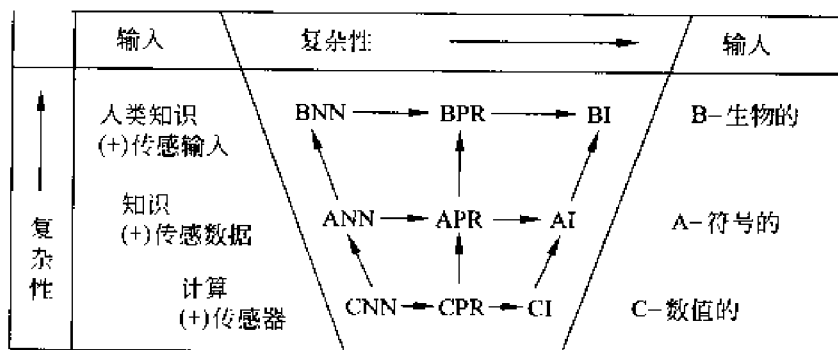


图 4.1 ABC 的交通关系图

表 4.1 对图 4.1 中的各个子领域给予了定义。

表 4.1 ABC 及其相关领域的定义

BNN	人类智能硬件: 大脑	人的传感输入的处理
ANN	中层模型: CNN+知识精品	以大脑方式的中层处理
CNN	低层,生物激励模型	以大脑方式的传感数据处理
BPR	对人的传感数据结构的搜索	对人的感知环境中结构的识别
APR	中层模型: CPR+知识精品	中层数值和语法处理
CPR	对传感数据结构的搜索	所有 CNN+模糊、统计和确定性模型
BI	人类智能软件: 智力	人类的认知、记忆和作用
AI	中型模型: CI+知识精品	以大脑方式的中层认知
CI	计算推理的低层算法	以大脑方式的低层认知

据表 4.1 可知,计算智能是一种智力方式的低层认知,它与人工智能的区别只是认知层次从中层下降至低层而已。中层系统含有知识(精品),低层系统则没有。

若一个系统只涉及数值(低层)数据,含有模式识别部分,不应用人工智能意义上的知识,而且能够呈现出:①计算适应性;②计算容错性;③接近人的速度;④误差率与人相近,则该系统就是计算智能系统。

若一个智能计算系统以非数值方式加上知识(精品)值,即成为人工智能系统。

4.2 神经计算

作为动态系统辨识、建模和控制的一种新的、令人感兴趣的工具,人工神经网络在过去十多年中得到大力研究并取得重要进展。涉及 ANN 的杂志和会议论文剧增;有关 ANN 的专著、教材、会议录和专辑相继出版。其中,一些专辑对推动这一思潮起到重要作用。

本节将首先介绍人工神经网络的由来、特性、结构、模型和算法,然后讨论神经网络的表示和推理。这些内容是神经网络的基础知识。神经计算是以神经网络为基础的计算。

4.2.1 人工神经网络研究的进展

人工神经网络研究的先锋麦卡洛克(McCulloch)和皮茨(Pitts)曾于 1943 年提出一种叫做“似脑机器”(mindlike machine)的思想,这种机器可由基于生物神经元特性的互联模型来制造,这就是神经学网络的概念。他们构造了一个表示大脑基本组成部分的神经元模型,对逻辑操作系统表现出通用性。随着大脑和计算机研究的进展,研究目标已从“似脑机器”变为“学习机器”,为此一直关心神经系统适应律的赫布(Hebb)提出了学习模型。罗森布拉特(Rosenblatt)命名感知器,并设计了一个引人注目的结构。到 20 世纪 60 年代初期,关于学习系统的专用设计方法有威德罗(Widrow)等人提出的 Adaline (adaptive linear element,即自适应线性元)以及斯坦巴克(Steinbuch)等人提出的学习矩阵。由于感知器的概念简单,因而在开始介绍时人们对它寄予很大希望。然而,不久之后,明斯基和帕伯特(Papert)从数学上证明了感知器不能实现复杂逻辑功能。

到了 20 世纪 70 年代,格罗斯伯格(Grossberg)和科霍恩(Kohonen)对神经网络研究作出重要贡献。以生物学和心理学证据为基础,格罗斯伯格提出几种具有新颖特性的非线性动态系统结构。该系统的网络动力学由一阶微分方程建模,而网络结构为模式聚集算法的自组织神经实现。基于神经元组织自调整各种模式的思想,科霍恩发展了他在自组织映射方面的研究工作。沃博斯(Werbos)在 20 世纪 70 年代开发一种反向传播算法。霍普菲尔德在神经元交互作用的基础上引入一种递归型神经网络,这种网络就是有名的 Hopfield 网络。在 20 世纪 80 年代中叶,作为一种前馈神经网络的学习算法,帕克(Parker)和鲁姆尔哈特(Rumelhart)等人重新发现了反向传播算法。近十多年来,神经网络已在从家用电器到工业对象的广泛领域找到它的用武之地,主要应用涉及模式识别、图像处理、自动控制、机器人、信号处理、管理、商业、医疗和军事等领域。

人工神经网络的下列特性是至关重要的:

(1) 并行分布处理 神经网络具有高度的并行结构和并行实现能力,因而具有较好的耐故障能力和较快的总体处理能力。这一特性特别适于实时和动态处理。

(2) 非线性映射 神经网络具有固有的非线性特性,这源于其近似任意非线性映射(变换)能力。这一特性给处理非线性问题带来新的希望。

(3) 通过训练进行学习 神经网络是通过所研究系统过去的的数据记录进行训练的。一个经过适当训练的神经网络具有归纳全部数据的能力。因此,神经网络能够解决那些由数学模型或描述规则难以处理的问题。

(4) 适应与集成 神经网络能够适应在线运行,并能同时进行定量和定性操作。神经网络的强适应和信息融合能力使得网络过程可以同时输入大量不同的控制信号,解决输入信息间的互补和冗余问题,并实现信息集成和融合处理。这些特性特别适于复杂、大规模和多变量系统。

(5) 硬件实现 神经网络不仅能够通过软件而且可以借助硬件实现并行处理。近年来,一些超大规模集成电路实现硬件已经问世,而且可以从市场上购买到。这使得神经网络成为具有快速和大规模处理能力的实现网络。

显然,神经网络由于其学习和适应、自组织、函数逼近和大规模并行处理等能力,因而具有用于智能系统的潜力。

神经网络在模式识别、信号处理、系统辨识和优化等方面的应用,已有广泛研究。在控制领域,已经作出许多努力,把神经网络用于控制系统,处理控制系统的非线性和不确定性以及逼近系统的辨识函数等。

4.2.2 人工神经网络的结构

神经网络的结构是由基本处理单元及其互连方法决定的。

1. 神经元及其特性

连接机制结构的基本处理单元与神经生理学类比往往称为神经元。每个构造起网络的神经元模型模拟一个生物神经元,如图 4.2 所示。该神经元单元由多个输入 $x_i, i=1, 2, \dots, n$ 和一个输出 y 组成。中间状态由输入信号的权和表示,而输出为:

$$y_j(t) = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ji}x_i - \theta_j\right) \quad (4.1)$$

式中, θ_j 为神经元单元的偏置(阈值), w_{ji} 为连接权系数(对于激发状态, w_{ji} 取正值,对于抑制状态, w_{ji} 取负值), n 为输入信号数目, y_j 为神经元输出, t 为时间, $f(\cdot)$ 为输出变换函数,有时叫做激励函数,往往采用 0 和 1 这种二值函数或 S 形函数,如图 4.3 所示,这三种函数都是连续和非线性的。一种二值函数可由下式表示:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq x_0 \\ 0, & x < x_0 \end{cases} \quad (4.2)$$

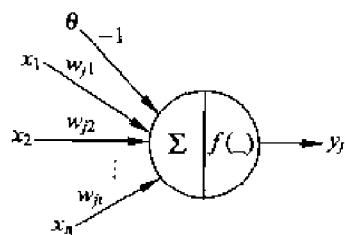


图 4.2 神经元模型

如图 4.3(a)所示。一种常规的 S 形函数如图 4.3(b)所示,可由下式表示:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}, \quad 0 < f(x) < 1 \quad (4.3)$$

常用双曲正切函数(如图 4.3(c)所示)来取代常规 S 形函数,因为 S 形函数的输出均为正值,而双曲正切函数的输出值可为正或负。双曲正切函数如下式所示:

$$f(x) = \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}}, \quad -1 < f(x) < 1 \quad (4.4)$$

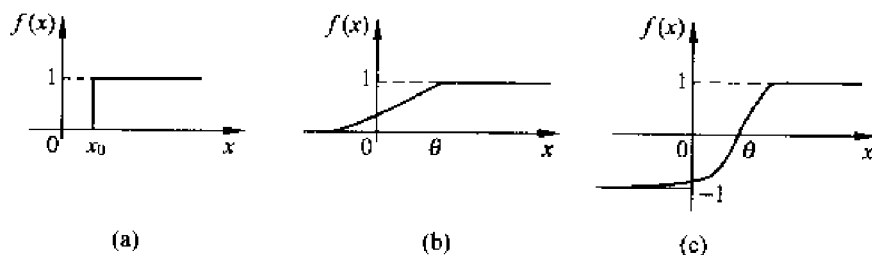


图 4.3 神经元中的某些变换(激励)函数

2. 人工神经网络的基本特性和结构

人脑内含有极其庞大的神经元(有人估计约为一千几百亿个),它们互连组成神经网络,并执行高级的问题求解智能活动。

人工神经网络由神经元模型构成,这种由许多神经元组成的信息处理网络具有并行分布结构。每个神经元具有单一输出,并且能够与其他神经元连接;存在许多(多重)输出连接方法,每种连接方法对应于一个连接权系数。严格地说,人工神经网络是一种具有下列特性的有向图:

- (1) 对于每个节点 i 存在一个状态变量 x_i ;
- (2) 从节点 j 至节点 i ,存在一个连接权系统数 w_{ji} ;
- (3) 对于每个节点 i ,存在一个阈值 θ_i ;
- (4) 对于每个节点 i ,定义一个变换函数 $f_i(x_i, w_{ji}, \theta_i)$, $i \neq j$; 对于最一般的情况,此函数取 $f_i(\sum_j w_{ji} x_j - \theta_i)$ 形式。

人工神经网络的结构基本上分为两类,即递归(反馈)网络和前馈网络,简介如下。

(1) 递归网络

在递归网络中,多个神经元互连以组织一个互连神经网络,如图 4.4 所示。有些神经元的输出被反馈至同层或前层神经元。因此,信号能够从正向和反向流通。Hopfield 网络、Elmman 网络和 Jordan 网络是递归网络有代表性的例子。递归网络又叫做反馈网络。

在图 4.4 中, V_i 表示节点的状态, x_i 为节点的输入(初始)值, x'_i 为收敛后的输出值, $i=1, 2, \dots, n$ 。

(2) 前馈网络

前馈网络具有递阶分层结构,由一些同层神经元间不存在互连的层级组成。从输入

层至输出层的信号通过单向连接流通;神经元从一层连接至下一层,不存在同层神经元间的连接,如图 4.5 所示。图中,实线指明实际信号流通,虚线表示反向传播。前馈网络的例子有多层感知器(MLP)、学习矢量量化(LVQ)网络、小脑模型连接控制(CMAC)网络和数据处理方法(GMDH)网络等。

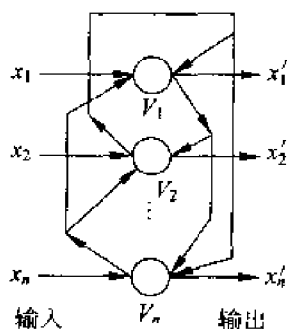


图 4.4 递归(反馈)网络

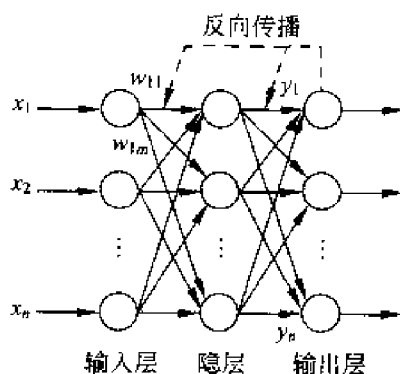


图 4.5 前馈(多层)网络

3. 人工神经网络的主要学习算法

神经网络主要通过两种学习算法进行训练,即指导式(有师)学习算法和非指导式(无师)学习算法。此外,还存在第三种学习算法,即强化学习算法;可把它看做有师学习的一种特例。

(1) 有师学习

有师学习算法能够根据期望的和实际的网络输出(对应于给定输入)之间的差来调整神经元间连接的强度或权。因此,有师学习需要有老师或导师来提供期望或目标输出信号。有师学习算法的例子包括 Δ 规则、广义 Δ 规则或反向传播算法以及 LVQ 算法等。

(2) 无师学习

无师学习算法不需要知道期望输出。在训练过程中,只要向神经网络提供输入模式,神经网络就能够自动地适应连接权,以便按相似特征把输入模式分组聚集。无师学习算法的例子包括 Kohonen 算法和 Carpenter-Grossberg 自适应谐振理论(ART)等。

(3) 强化学习

如前所述,强化(增强)学习是有师学习的特例。它不需要老师给出目标输出。强化学习算法采用一个“评论员”来评价与给定输入相对应的神经网络输出的优度(质量因数)。强化学习算法的一个例子是遗传算法(GA)。

4.2.3 人工神经网络的典型模型

迄今为止,有 30 多种人工神经网络模型被开发和应用。下面是它们之中有代表性的一些模型。

(1) 自适应谐振理论(ART) 此理论由格罗斯伯格提出,是一个根据可选参数对输入数据进行粗略分类的网络。ART-1 用于二值输入,而 ART-2 用于连续值输入。ART 的不足之处在于过分敏感,当输入有小的变化时,输出变化很大。

(2) 双向联想存储器(BAM) 由科斯克(Kosko)开发,是一种单状态互连网络,具有学习能力。BAM 的缺点为存储密度较低,且易于振荡。

(3) 博尔茨曼(Boltzmann)机(BM) 由欣顿(Hinton)等人提出,建立在 Hopfield 网络基础上,具有学习能力,能够通过一个模拟退火过程寻求解答。不过,其训练时间比 BP 网络要长。

(4) 反向传播(BP)网络 最初由沃博斯开发的反向传播训练算法是一种迭代梯度算法,用于求解前馈网络的实际输出与期望输出间的最小均方差值。BP 网络是一种反向传递并能修正误差的多层映射网络。当参数适当时,此网络能够收敛到较小的均方差,是目前应用最广的网络之一。BP 网络的不足是训练时间较长,且易陷于局部极小。

(5) 对流传播网络(CPN) 由赫克特·尼尔森(Hecht-Nielson)提出,是一个通常由 5 层组成的连接网。CPN 可用于联想存储,其缺点是要求较多的处理单元。

(6) Hopfield 网 由霍普菲尔德提出,是一类不具有学习能力的单层自联想网络。Hopfield 网模型由一组可使某个能量函数最小的微分方程组成。其不足在于计算代价较高,而且需要对称连接。

(7) Madaline 算法 它是 Adaline 算法的一种发展,是一组具有最小均方差线性网络的组合,能够调整权值,使得期望信号与输出间的误差最小。此算法是自适应信号处理和自适应控制的得力工具,具有较强的学习能力,但是输入和输出之间必须满足线性关系。

(8) 认知机(neocognition) 由福岛(Fukushima)提出,是迄今为止结构上最为复杂的多层网络。通过无师学习,认知机具有选择能力,对样品的平移和旋转不敏感。不过,认知机所用节点及其互连较多,参数也多且较难选取。

(9) 感知器(perceptron) 由罗森布拉特开发,是一组可训练的分类器,为最古老的 ANN 之一,现已很少使用。

(10) 自组织映射网(SOM) 由科霍恩提出,以神经元自行组织以校正各种具体模式的概念为基础。SOM 能够形成簇与簇之间的连续映射,起到矢量量化器的作用。

根据伊林沃思(W. T. Illingworth)提供的综合资料,最典型的 ANN 模型(算法)及其学习规则和应用领域见表 4.2。

表 4.2 人工神经网络的典型模型

模型名称	有师或无师	学习规则	正向或反向传播	应用领域
AG	无	Hebb 律	反向	数据分类
SG	无	Hebb 律	反向	信息处理
ART-I	无	竞争律	反向	模式分类
DH	无	Hebb 律	反向	语音处理
CH	无	Hebb/竞争律	反向	组合优化
BAM	无	Hebb/竞争律	反向	图像处理
AM	无	Hebb 律	反向	模式存储
ABAM	无	Hebb 律	反向	信号处理

续表

模型名称	有师或无师	学习规则	正向或反向传播	应用领域
CABAM	无	Hebb 律	反向	组合优化
FCM	无	Hebb 律	反向	组合优化
LM	有	Hebb 律	正向	过程监控
DR	有	Hebb 律	正向	过程预测, 控制
LAM	有	Hebb 律	正向	系统控制
OLAM	有	Hebb 律	正向	信号处理
FAM	有	Hebb 律	正向	知识处理
BSB	有	误差修正	正向	实时分类
Perceptron	有	误差修正	正向	线性分类, 预测
Adaline/Madaline	有	误差修正	反向	分类, 噪声抑制
BP	有	误差修正	反向	分类
AVQ	有	误差修正	反向	数据自组织
CPN	有	Hebb 律	反向	自组织映射
BM	有	Hebb/模拟退火	反向	组合优化
CM	有	Hebb/模拟退火	反向	组合优化
AHC	有	误差修正	反向	控制
ARP	有	随机增大	反向	模式匹配, 控制
SNMF	有	Hebb 律	反向	语音/图像处理

4.2.4 基于神经网络的知识表示与推理

1. 基于神经网络的知识表示

基于神经网络系统中知识的表示方法与传统人工智能系统中所用的方法(如产生式、框架、语义网络等)完全不同,传统人工智能系统中所用的方法是知识的显式表示,而神经网络中的知识表示是一种隐式的表示方法。在这里,知识并不像在产生式系统中那样独立地表示为每一条规则,而是将某一问题的若干知识在同一网络中表示。例如,在有些神经网络系统中,知识是用神经网络所对应的有向权图的邻接矩阵及阈值向量表示的。如对图 4.6 所示的异或逻辑的神经网络来说,其邻接矩阵为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1.004 & 1.070 & 0 \\ 0 & 0 & 1.135 & 1.100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2.102 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -3.121 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

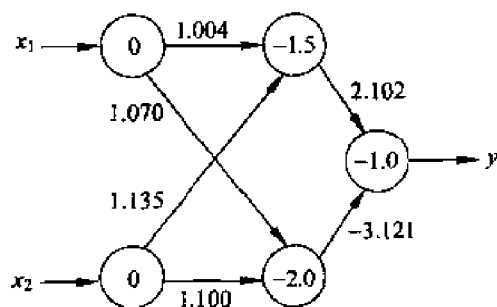


图 4.6 异或逻辑的神经网络表示

如果用产生式规则描述,则该网络代表下述 4 条规则:

$$\text{IF } x_1 = 0 \text{ AND } x_2 = 0 \text{ THEN } y = 0$$

IF $x_1 = 0$ AND $x_2 = 1$ THEN $y = 1$

IF $x_1 = 1$ AND $x_2 = 0$ THEN $y = 1$

IF $x_1 = 1$ AND $x_2 = 1$ THEN $y = 0$

下面讨论一个用于医疗诊断的例子。假设系统的诊断模型只有六种症状、两种疾病、三种治疗方案。对网络的训练样本是选择一批合适的病人并从病历中采集如下信息：

(1) 症状：对每一症状只采集有、无及没有记录这三种信息。

(2) 疾病：对每一疾病也只采集有、无及没有记录这三种信息。

(3) 治疗方案：对每一治疗方案只采集是否采用这两种信息。

其中，对“有”、“无”、“没有记录”分别用+1, -1, 0表示。这样对每一个病人就可以构成一个训练样本。

假设根据症状、疾病及治疗方案间的因果关系以及通过训练样本对网络的训练得到了如图4.7所示的神经网络。其中， x_1, x_2, \dots, x_6 为症状； x_7, x_8 为疾病名； x_9, x_{10}, x_{11} 为治疗方案； x_a, x_b, x_c 是附加层，这是由于学习算法的需要而增加的。在此网络中， x_1, x_2, \dots, x_6 是输入层； x_9, x_{10}, x_{11} 是输出层；两者之间以疾病名作为中间层。

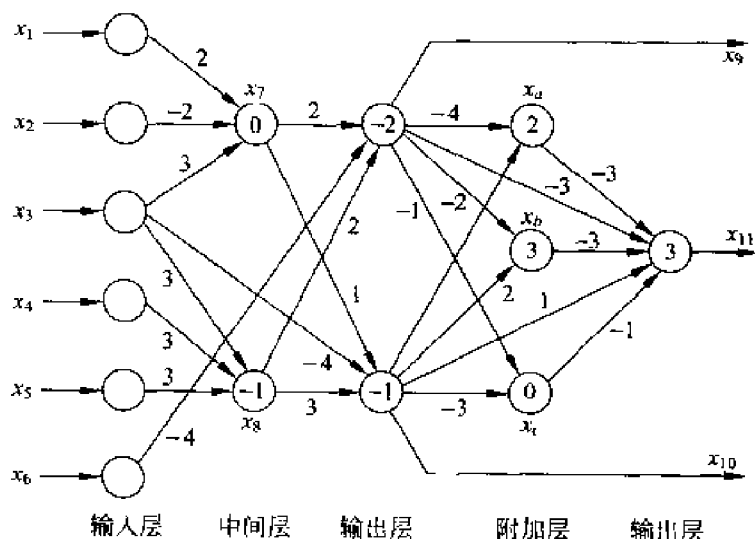


图 4.7 一个医疗诊断系统的神经网络模型

下面对图4.7加以进一步说明：

(1) 这是一个带有正负权值 w_{ij} 的前向网络，由 w_{ij} 可构成相应的学习矩阵。当 $i \geq j$ 时， $w_{ij} = 0$ ；当 $i < j$ 且节点 i 与节点 j 之间不存在连接弧时， w_{ij} 也为 0；其余， w_{ij} 为图中连接弧上所标出的数据。这个学习矩阵可用来表示相应的神经网络。

(2) 神经元取值为 +1, 0, -1，特性函数为一离散型的阈值函数，其计算公式为：

$$X_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} x_i \quad (4.5)$$

$$x'_j = \begin{cases} +1, & X_j > 0 \\ 0, & X_j = 0 \\ -1, & X_j < 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

续表

模型名称	有师或无师	学习规则	正向或反向传播	应用领域
CABAM	无	Hebb 律	反向	组合优化
FCM	无	Hebb 律	反向	组合优化
LM	有	Hebb 律	正向	过程监控
DR	有	Hebb 律	正向	过程预测, 控制
LAM	有	Hebb 律	正向	系统控制
OLAM	有	Hebb 律	正向	信号处理
FAM	有	Hebb 律	正向	知识处理
BSB	有	误差修正	正向	实时分类
Perceptron	有	误差修正	正向	线性分类, 预测
Adaline/Madaline	有	误差修正	反向	分类, 噪声抑制
BP	有	误差修正	反向	分类
AVQ	有	误差修正	反向	数据自组织
CPN	有	Hebb 律	反向	自组织映射
BM	有	Hebb/模拟退火	反向	组合优化
CM	有	Hebb/模拟退火	反向	组合优化
AHC	有	误差修正	反向	控制
ARP	有	随机增大	反向	模式匹配, 控制
SNMF	有	Hebb 律	反向	语音/图像处理

4.2.4 基于神经网络的知识表示与推理

1. 基于神经网络的知识表示

基于神经网络系统中知识的表示方法与传统人工智能系统中所用的方法(如产生式、框架、语义网络等)完全不同,传统人工智能系统中所用的方法是知识的显式表示,而神经网络中的知识表示是一种隐式的表示方法。在这里,知识并不像在产生式系统中那样独立地表示为每一条规则,而是将某一问题的若干知识在同一网络中表示。例如,在有些神经网络系统中,知识是用神经网络所对应的有

向权图的邻接矩阵及阈值向量表示的。如对图 4.6 所示的异或逻辑的神经网络来说,其邻接矩阵为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1.004 & 1.070 & 0 \\ 0 & 0 & 1.135 & 1.100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2.102 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -3.121 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

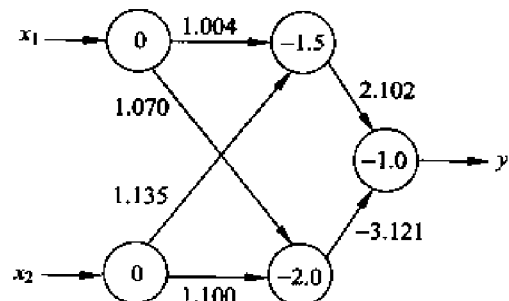


图 4.6 异或逻辑的神经网络表示

如果用产生式规则描述,则该网络代表下述 4 条规则:

$$\text{IF } x_1 = 0 \text{ AND } x_2 = 0 \text{ THEN } y = 0$$



对网络进行训练得到的,因此它是一种自适应推理。

以上仅讨论了基于神经网络的正向推理。也可实现神经网络的逆向及双向推理,它们要比正向推理复杂一些。

4.3 模糊计算

扎德(Zadeh)于1965年提出的模糊集合成为处理现实世界各类物体的方法。此后,对模糊集合和模糊信号处理理论的研究和实际应用获得广泛开展。模糊控制和模糊决策支持系统就是两个突出的研究与应用领域。

本节将简要介绍模糊数学的基本概念、运算法则、模糊逻辑推理和模糊判决等。这些内容构成模糊逻辑的基础知识。模糊计算就是以模糊逻辑为基础的计算。

4.3.1 模糊集合、模糊逻辑及其运算

首先,让我们介绍模糊集合与模糊逻辑的若干定义。

设 U 为某些对象的集合,称为论域,可以是连续的或离散的; u 表示 U 的元素,记作 $U=\{u\}$ 。

定义 4.1(模糊集合(fuzzy sets)) 论域 U 到 $[0,1]$ 区间的任一映射 μ_F ,即 $\mu_F: U \rightarrow [0,1]$,都确定 U 的一个模糊子集 F ; μ_F 称为 F 的隶属函数(membership function)或隶属度(grade of membership)。也就是说, μ_F 表示 u 属于模糊子集 F 的程度或等级。在论域 U 中,可以把模糊子集表示为元素 u 与其隶属函数 $\mu_F(u)$ 的序偶集合,记为

$$F = \{(u, \mu_F(u)) \mid u \in U\} \quad (4.7)$$

若 U 为连续,则模糊集 F 可记作:

$$F = \int \mu_F(u)/u \quad (4.8)$$

若 U 为离散,则模糊集 F 可记为:

$$\begin{aligned} F &= \mu_F(u_1)/u_1 + \mu_F(u_2)/u_2 + \cdots + \mu_F(u_n)/u_n \\ &= \sum_{i=1}^n \mu_F(u_i)/u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (4.9)$$

定义 4.2(模糊支集、交叉点及模糊单点) 如果模糊集是论域 U 中所有满足 $\mu_F(u) > 0$ 的元素 u 构成的集合,则称该集合为模糊集 F 的支集。当 u 满足 $\mu_F = 1.0$,则称此模糊集为模糊单点。

定义 4.3(模糊集的运算) 设 A 和 B 为论域 U 中的两个模糊集,其隶属函数分别为 μ_A 和 μ_B ,则对子所有 $u \in U$,存在下列运算:

(1) A 与 B 的并(逻辑或)记为 $A \cup B$,其隶属函数定义为:

$$\mu_{A \cup B}(u) = \mu_A(u) \vee \mu_B(u) = \max\{\mu_A(u), \mu_B(u)\} \quad (4.10)$$

(2) A 与 B 的交(逻辑与)记为 $A \cap B$,其隶属函数定义为:

$$\mu_{A \cap B}(u) = \mu_A(u) \wedge \mu_B(u) = \min\{\mu_A(u), \mu_B(u)\} \quad (4.11)$$

(3) A 的补(逻辑非)记为 \bar{A} ,其传递函数定义为:

$$\mu_{\bar{A}}(u) = 1 - \mu_A(u) \quad (4.12)$$

定义 4.4(直积(笛卡儿乘积,代数积)) 若 A_1, A_2, \dots, A_n 分别为论域 U_1, U_2, \dots, U_n 中的模糊集合,则这些集合的直积是乘积空间 $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ 中一个模糊集合,其隶属函数为:

$$\begin{aligned} \mu_{A_1 \times \dots \times A_n}(u_1, u_2, \dots, u_n) &= \min\{\mu_{A_1}(u_1), \dots, \mu_{A_n}(u_n)\} \\ &= \mu_{A_1}(u_1) \mu_{A_2}(u_2) \dots \mu_{A_n}(u_n) \end{aligned} \quad (4.13)$$

定义 4.5(模糊关系) 若 U, V 是两个非空模糊集合,则其直积 $U \times V$ 中的一个模糊子集 R 称为从 U 到 V 的模糊关系,可表示为:

$$U \times V = \{((u, v), \mu_R(u, v)) \mid u \in U, v \in V\} \quad (4.14)$$

定义 4.6(复合关系) 若 R 和 S 分别为 $U \times V$ 和 $V \times W$ 中的模糊关系,则 R 和 S 的复合 $R \circ S$ 是一个从 U 到 W 的模糊关系,记为

$$R \circ S = \{[(u, w); \sup_{v \in V} (\mu_R(u, v) * \mu_S(v, w))]\mid u \in U, v \in V, w \in W\} \quad (4.15)$$

其隶属函数为:

$$\mu_{R \circ S}(u, w) = \bigvee_{v \in V} (\mu_R(u, v) \wedge \mu_S(v, w)), (u, w) \in (U \times W) \quad (4.16)$$

式(4.15)中的 $*$ 号可为三角范式内的任意一种算子,包括模糊交、代数积、有界积和直积等。

定义 4.7(正态模糊集、凸模糊集和模糊数) 以实数 R 为论域的模糊集 F ,若其隶属函数满足:

$$\max_{x \in R} \mu_F(x) = 1$$

则 F 为正态模糊集;若对于任意实数 $x, a < x < b$,有

$$\mu_F(x) \geq \min\{\mu_F(a), \mu_F(b)\}$$

则 F 为凸模糊集;若 F 既是正态的又是凸的,则称 F 为一模糊数。

定义 4.8(语言变量) 一个语言变量可定义为多元组 $(x, T(x), U, G, M)$ 。其中, x 为变量名; $T(x)$ 为 x 的词集,即语言值名称的集合; U 为论域; G 是产生语言值名称的语法规则; M 是与各语言值含义有关的语法规则。语言变量的每个语言值对应一个定义在论域 U 中的模糊数。语言变量基本词集把模糊概念与精确值联系起来,实现对定性概念的定量化以及定量数据的定性模糊化。

例如,某工业窑炉模糊控制系统,把温度作为一个语言变量,其词集 $T(\text{温度})$ 可为

$$T(\text{温度}) = \{\text{超高, 很高, 较高, 中等, 较低, 很低, 过低}\}$$

定义 4.9 常规集合的许多运算特性对模糊集合也同样成立。设模糊集合 $A, B, C \in U$, 则其并、交和补运算满足下列基本规律:

(1) 幂等律

$$A \cup A = A, \quad A \cap A = A \quad (4.17)$$

(2) 交换律

$$A \cup B = B \cup A, \quad A \cap B = B \cap A \quad (4.18)$$

(3) 结合律

$$(A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C)$$



$$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C) \quad (4.19)$$

(4) 分配律

$$\begin{aligned} A \cup (B \cap C) &= (A \cup B) \cap (A \cup C) \\ A \cap (B \cup C) &= (A \cap B) \cup (A \cap C) \end{aligned} \quad (4.20)$$

(5) 吸收律

$$A \cup (A \cap B) = A, \quad A \cap (A \cup B) = A \quad (4.21)$$

(6) 同一律

$$\begin{aligned} A \cap E &= A, \quad A \cup E = E \\ A \cap \emptyset &= \emptyset, \quad A \cup \emptyset = A \end{aligned} \quad (4.22)$$

式中, \emptyset 为空集, E 为全集, 即 $\emptyset = \bar{E}$ 。

(7) DeMorgan 律

$$\begin{aligned} \neg(A \cap B) &= \neg A \cup \neg B \\ \neg(A \cup B) &= \neg A \cap \neg B \end{aligned} \quad (4.23)$$

(8) 复原律

$$\bar{\bar{A}} = A, \quad \text{即 } \neg(\neg A) = A \quad (4.24)$$

(9) 对偶律(逆否律)

$$\begin{aligned} \overline{A \cup B} &= \bar{A} \cap \bar{B}, \quad \overline{A \cap B} = \bar{A} \cup \bar{B} \\ \text{即 } \neg(A \cup B) &= \neg A \cap \neg B, \quad \neg(A \cap B) = \neg A \cup \neg B \end{aligned} \quad (4.25)$$

(10) 互补律不成立, 即

$$\neg A \cup A \neq E, \quad \neg A \cap A \neq \emptyset \quad (4.26)$$

4.3.2 模糊逻辑推理

模糊逻辑推理是建立在模糊逻辑基础上的, 它是一种不确定性推理方法, 是在二值逻辑三段论基础上发展起来的。这种推理方法以模糊判断为前提, 动用模糊语言规则, 推导出一个近似的模糊判断结论。模糊逻辑推理方法尚在继续研究与发展中。已经提出了 Zadeh 法, Baldwin 法、Tsukamoto 法、Yager 法和 Mizumoto 法等方法。在此仅介绍 Zadeh 的推理方法。

在模糊逻辑和近似推理中, 有两种重要的模糊推理规则, 即广义取式(肯定前提)假言推理法(generalized modus ponens, 简称 GMP)和广义拒式(否定结论)假言推理法(generalized modus tollens, 简称 GMT), 分别简称为广义前向推理法和广义后向推理法。

GMP 推理规则可表示为:

$$\begin{aligned} \text{前提 1: } x &\text{ 为 } A' \\ \text{前提 2: 若 } x &\text{ 为 } A, \text{ 则 } y \text{ 为 } B \\ \text{结 论: } y &\text{ 为 } B' \end{aligned} \quad (4.27)$$

GMT 推理规则可表示为:

$$\begin{aligned} \text{前提 1: } y &\text{ 为 } B \\ \text{前提 2: 若 } x &\text{ 为 } A, \text{ 则 } y \text{ 为 } B \\ \text{结 论: } x &\text{ 为 } A' \end{aligned} \quad (4.28)$$

上述两式中的 A, A', B 和 B' 为模糊集合, x 和 y 为语言变量。

当 $A=A'$ 且 $B=B'$ 时, GMP 就退化为“肯定前提的假言推理”, 它与正向数据驱动推理有密切关系, 在模糊逻辑控制中非常有用。当 $B'=\bar{B}$ 且 $A'=\bar{A}$ 时, GMT 退化为“否定结论的假言推理”, 它与反向目标驱动推理有密切关系, 在专家系统(尤其是医疗诊断)中非常有用。

自从 Zadeh 在近似推理中引入复合推理规则以来, 已提出数十种具有模糊变量的隐含函数, 它们基本上可以分为三类, 即模糊合取、模糊析取和模糊蕴涵。以合取、析取和蕴涵等定义为基础, 利用三角范式和三角协范式, 能够产生模糊推理中常用的模糊蕴涵关系。

定义 4.10(三角范式) 三角范式 $*$ 是从 $[0,1] \times [0,1]$ 到 $[0,1]$ 的两位函数, 即 $*$: $[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$, 它包括交、代数积、有界积和强积。对于所有 $x, y \in [0,1]$, 有:

$$\begin{aligned} \text{交:} & \quad x \wedge y = \min\{x, y\} \\ \text{代数积:} & \quad x \cdot y = xy \\ \text{有界积:} & \quad x \odot y = \max\{0, x+y-1\} \\ \text{强积:} & \quad x \odot y = \begin{cases} x & y=1 \\ y & x=1 \\ 0 & x<1, y<1 \end{cases} \end{aligned}$$

定义 4.11(三角协范式) 三角协范式 V 是从 $[0,1] \times [0,1]$ 到 $[0,1]$ 的两位函数, 即 V : $[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$, 它包括并、代数和、有界和、强和以及不相交和。对于所有 $x, y \in [0,1]$, 有:

$$\begin{aligned} \text{并:} & \quad x \vee y = \max\{x, y\} \\ \text{代数和:} & \quad x + y = x + y - xy \\ \text{有界和:} & \quad x \oplus y = \min(1, x+y) \\ \text{强和:} & \quad x \oslash y = \begin{cases} x & y=0 \\ y & x=0 \\ 1 & x>0, y>0 \end{cases} \\ \text{不相交和:} & \quad x \Delta y = \max\{\min(x, 1-y), \min(1-x, y)\} \end{aligned}$$

三角范式用于定义近似推理中的合取, 三角协范式则用于定义近似推理中的析取。

一个模糊控制规则:

$$\text{IF } x \text{ 为 } A \text{ THEN } y \text{ 为 } B$$

用模糊隐函数表示为

$$A \rightarrow B$$

其中, A 和 B 分别为论域 U 和 V 中的模糊集合, 其隶属函数分别为 μ_A 和 μ_B 。以此假设为基础, 可以给出下列三个定义。

定义 4.12(模糊合取) 对于所有 $u \in U, v \in V$, 模糊合取为

$$A \rightarrow B = A \times B = \int_{U \times V} \mu_A(u) * \mu_B(v) / (u, v)$$

式中, $*$ 为三角范式的一个算子。



定义 4.13(模糊析取) 对于所有 $u \in U, v \in V$, 模糊析取为

$$A \rightarrow B = A + B = \int_{U \times V} \mu_A(u) \dot{+} \mu_B(v) / (u, v)$$

式中, $\dot{+}$ 是三角协范式的一个算子。

定义 4.14(模糊蕴涵) 由 $A \rightarrow B$ 所表示的模糊蕴涵是定义在 $U \times V$ 上的一个特殊的模糊关系, 其关系及隶属函数为:

(1) 模糊合取

$$\begin{aligned} A \rightarrow B &= A \times B \\ \mu_{A \rightarrow B}(u, v) &= \mu_A(u) * \mu_B(v) \end{aligned} \quad (4.29)$$

(2) 模糊析取

$$\begin{aligned} A \rightarrow B &= A + B \\ \mu_{A \rightarrow B}(u, v) &= \mu_A(u) \dot{+} \mu_B(v) \end{aligned} \quad (4.30)$$

(3) 基本蕴涵

$$\begin{aligned} A \rightarrow B &= \bar{A} \dot{+} B \\ \mu_{A \rightarrow B}(u, v) &= \mu_{\bar{A}}(u) \dot{+} \mu_B(v) \end{aligned} \quad (4.31)$$

(4) 命题演算

$$\begin{aligned} A \rightarrow B &= \bar{A} \dot{+} (A * B) \\ \mu_{A \rightarrow B}(u, v) &= \mu_{\bar{A}}(u) \dot{+} \mu_{A * B}(u) \end{aligned} \quad (4.32)$$

(5) GMP 推理

$$\begin{aligned} A \rightarrow B &= \sup\{c \in [0, 1], A * c \leq B\} \\ \mu_{A \rightarrow B}(u, v) &= \sup\{c \in [0, 1] \mid \mu_A(u) * c \leq \mu_B(v)\} \end{aligned} \quad (4.33)$$

(6) GMT 推理

$$\begin{aligned} A \rightarrow B &= \inf\{c \in [0, 1], B \dot{+} c \leq A\} \\ \mu_{A \rightarrow B}(u, v) &= \inf\{c \in [0, 1] \mid \mu_B(v) \dot{+} c \leq \mu_A(u)\} \end{aligned} \quad (4.34)$$

可以把模糊蕴涵 $A \rightarrow B$ 理解为一条 IF-THEN 规则: 如果 x 为 A , 则 y 为 B , 其中 $x \in U, y \in V, x, y$ 均为语言变量。因此, 式(4.29)~式(4.34)对应于六种 IF-THEN 规则的表达式, 形成六种模糊推理规则。

4.3.3 模糊判决方法

通过模糊推理得到的结果是一个模糊集合或者隶属函数, 但在实际使用中, 特别是在模糊逻辑控制中, 必须用一个确定的值才能去控制伺服机构。在推理得到的模糊集合中取一个相对最能代表这个模糊集合的单值的过程就称为解模糊或模糊判决(defuzzification)。模糊判决可以采用不同的方法, 用不同的方法所得到的结果也是不同的。理论上用重心法比较合理, 但是计算比较复杂, 因而在实时性要求较高的系统不采用这种方法。最简单的方法是最大隶属度方法, 这种方法取所有模糊集合或者隶属函数中隶属度最大的那个值作为输出, 但是这种方法未考虑其他隶属度较小的值的影响, 代表性

不好,所以它往往用于比较简单的系统。介于这两者之间的还有几种平均法:如加权平均法、隶属度限幅(α -cut)元素平均法等。下面介绍各种模糊判决方法,并以“水温适中”为例,说明不同方法的计算过程。

这里假设“水温适中”的隶属函数为

$$\mu_N(x_i) = \{X: 0.0/0 + 0.0/10 + 0.33/20 + 0.67/30 + 1.0/40 + 1.0/50 \\ + 0.75/60 + 0.5/70 + 0.25/80 + 0.0/90 + 0.0/100\}$$

1. 重心法

所谓重心法就是取模糊隶属函数曲线与横坐标轴围成面积的重心作为代表点。理论上应该计算输出范围内一系列连续点的重心,即

$$u = \frac{\int_x x \mu_N(x) dx}{\int_x \mu_N(x) dx} \quad (4.35)$$

但实际上是计算输出范围内整个采样点(即若干离散值)的重心。这样,在不用花费太多时间的情况下,用足够小的取样间隔来提供所需要的精度,这是一种最好的折衷方案。即

$$u = \sum x_i \cdot \mu_N(x_i) / \sum \mu_N(x_i) \\ = (0 \times 0.0 + 10 \times 0.0 + 20 \times 0.33 + 30 \times 0.67 + 40 \times 1.0 + 50 \times 1.0 \\ + 60 \times 0.75 + 70 \times 0.5 + 80 \times 0.25 + 90 \times 0.0 + 100 \times 0.0) \\ / (0.0 + 0.0 + 0.33 + 0.67 + 1.0 + 1.0 + 0.75 + 0.5 + 0.25 + 0.0 + 0.0) \\ = 48.2$$

在隶属函数不对称的情况下,其输出的代表值是 48.2℃。如果模糊集合中没有 48.2℃,那么就选取最靠近的一个温度值 50℃输出。

2. 最大隶属度法

这种方法最简单,只要在推理结论的模糊集合中取隶属度最大的那个元素作为输出量即可。不过,要求这种情况下的隶属函数曲线一定是正规凸模糊集合(即其曲线只能是单峰曲线)。如果该曲线是梯形平顶的,那么具有最大隶属度的元素就可能不只一个,这时就要对所有取最大隶属度的元素求其平均值。

例如,对于“水温适中”这种情况,按最大隶属度原则,有两个元素 40 和 50 具有最大隶属度 1.0,那就要对所有取最大隶属度的元素 40 和 50 求平均值,执行量应取:

$$u_{\max} = (40 + 50) / 2 = 45$$

3. 系数加权平均法

系数加权平均法的输出执行量由下式决定:

$$u = \sum k_i \cdot x_i / \sum k_i \quad (4.36)$$

式中,系数 k_i 的选择要根据实际情况而定,不同的系统决定了系统有不同的响应特性。当该系数选择 $k_i = \mu_N(x_i)$ 时,即取其隶属函数时,这就是重心法。在模糊逻辑控制中,可



以通过选择和调整该系数来改善系统的响应特性。因而这种方法具有一定的灵活性。

4. 隶属度限幅元素平均法

用所确定的隶属度值 α 对隶属度函数曲线进行切割, 再对切割后等于该隶属度的所有元素进行平均, 用这个平均值作为输出执行量, 这种方法就称为隶属度限幅元素平均法。

例如, 当取 α 为最大隶属度值时, 表示“完全隶属”关系, 这时 $\alpha=1.0$ 。在“水温适中”的情况下, 40°C 和 50°C 的隶属度是 1.0, 求其平均值得到输出代表量:

$$u = (40 + 50)/2 = 45$$

这样, 当“完全隶属”时, 其代表量为 45°C 。

如果当 $\alpha=0.5$ 时, 表示“大概隶属”关系, 则切割隶属度函数曲线后, 从 30°C 到 70°C 的隶属度值都包含在其中, 所以求其平均值得到输出代表量:

$$u = (30 + 40 + 50 + 60 + 70)/5 = 50$$

这样, 当“大概隶属”时, 其代表量为 50°C 。

4.4 小 结

本章讨论计算智能问题, 并把神经计算、模糊计算、进化计算以及人工生命作为计算智能的四个主要研究领域。这些研究领域体现出生命科学与信息科学的紧密结合, 也是广义人工智能图研究和模仿人类和动物智能(主要是人类的思维过程和智力行为)的重要进展。

把计算智能理解为智力的低层认知, 它主要取决于数值数据而不依赖于知识。人工智能是在计算智能的基础上引入知识而产生的智力中层认知。生物智能, 尤其是人类智能, 则是最高层的智能。也就是说, $\text{CIC} \subset \text{AIC} \subset \text{BI}$ 。

神经网络自 1943 年以来, 几起几落, 走过一段波浪式发展的道路。直到 20 世纪 80 年代后期, 才在人工智能学科领域占有一席之地, 成为人工智能的一个新学派。尽管神经网络目前尚未获得更广泛的应用, 然而, 由于人工神经网络具有并行分布处理、非线性映射、可通过训练进行学习、适应性和便于集成以及能够借助硬件实现并行处理等特性, 它必将有更大的发展。特别是在大规模人工神经网络硬件取得进展之后, 人工神经网络的应用将会出现新的突破。

神经网络的基元是神经元, 具有多个输入和一个输出。神经元间为带权的有向连接。输入信号借助激励函数得到输出。

人工神经网络可分为递归(反馈)网络和多层(前馈)网络两种基本结构。在学习算法上, 人工神经网络可采用有师(监督式)学习和无师(自)学习两种。有时, 对增强(强化)学习单独进行讨论。实际上, 可把强化学习看做是有师学习的特例。

人工神经网络的模型种类很多, 其中以反向传播网络和 Hopfield 网络的应用更为广泛。人工神经网络可用来进行知识表示和推理。人工神经网络已获得比较广泛的应用。

模糊逻辑是 Zadeh 于 1965 年提出来的, 尽管它在数学上并非完美无缺, 但却为多值



逻辑、模糊推理和模糊控制提供了理论依据,并促进了人工智能的发展。本章最后部分讨论了模糊集合和模糊逻辑的各种定义及其运算,研究了模糊推理。模糊推理是以模糊判断为前提,采用模糊语言规则,推导出一个近似的模糊判断结论。其中,以 Zadeh 推理方法最为成熟和普遍运用。Zadeh 推理有广义前向推理和广义后向推理两种方法。

通过模糊推理得到一个模糊集合或隶属函数。从该模糊集合中选取一个最能代表该集合单值的过程叫做解模糊、去模糊或模糊判决。常用的模糊判决方法有重心法、最大隶属度法、系数加权平均法和隶属度限幅元素平均法等。

目前,模糊逻辑的应用领域要比神经网络广泛得多。

以神经网络为基础的神经计算和以模糊逻辑为基础的模糊计算,都是建立在数值计算上的。它们是计算智能的重要组成部分。

习 题

- 4-1 计算智能的含义是什么?它涉及哪些研究分支?
- 4-2 试述计算智能(CI)、人工智能(AI)和生物智能(BI)的关系。
- 4-3 人工神经网络为什么具有诱人的发展前景和潜在的广泛应用领域?
- 4-4 简述生物神经元及人工神经网络的结构和主要学习算法。
- 4-5 考虑一个具有阶梯型阈值函数的神经网络,假设
 - (1) 用一常数乘所有的权值和阈值;
 - (2) 用一常数加于所有权值和阈值。试说明网络性能是否会有变化。
- 4-6 构造一个神经网络,用于计算含有两个输入的 XOR 函数。指定所用神经网络单元的种类。
- 4-7 假定有一个具有线性激励函数的神经网络,即对于每个神经元,其输出等于常数 c 乘以各输入加权和。
 - (1) 设该网络有一个隐含层。对于给定的权 W ,写出输出层单元的输出值,此值以权 W 和输入层 I 为函数,而对隐含层的输出没有任何明显的叙述。试证明:存在一个不含隐含单位的网络能够计算上述同样的函数。
 - (2) 对于具有任何隐含层数的网络,重复进行上述计算。从中给出线性激励函数的结论。
- 4-8 试实现一个分层前馈神经网络的数据结构,为正向评价和反向传播提供所需信息。应用这个数据结构,写出一个神经网络输出,以作为一个例子,并计算该网络适当的输出值。
- 4-9 什么是模糊性?它的对立含义是什么?试各举出两个例子加以说明。
- 4-10 什么是模糊集合和隶属函数或隶属度?
- 4-11 模糊集合有哪些运算?满足哪些规律?
- 4-12 什么是模糊推理?有哪几种模糊推理方法?
- 4-13 有哪些模糊蕴涵关系?

4-14 什么叫模糊判决? 有哪几种常用的模糊判决方法?

4-15 对某种产品的质量进行抽查评估。现随机选出 5 个产品 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 进行检验, 它们的质量情况分别为

$$x_1 = 80, \quad x_2 = 72, \quad x_3 = 65, \quad x_4 = 98, \quad x_5 = 53$$

这就确定了一个模糊集合 Q , 表示该组产品的“质量水平”这个模糊概念的隶属程度。

试写出该模糊集。

4-16 设有下列两个模糊关系

$$R_1 = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.8 & 0.4 \\ 0.4 & 0 & 1 \\ 1 & 0.5 & 0 \\ 0.7 & 0.6 & 0.5 \end{bmatrix}, \quad R_2 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.4 & 0.8 \\ 0.2 & 0.9 \end{bmatrix}$$

试求出 R_1 与 R_2 的复合关系 $R_1 \circ R_2$ 。

第 5 章 计算智能(2): 进化计算 人工生命

生物群体的生存过程普遍遵循达尔文的物竞天择、适者生存的进化准则。群体中的个体根据对环境的适应能力而被大自然所选择或淘汰。进化过程的结果反映在个体结构上,其染色体包含若干基因,相应的表现型和基因型的联系体现了个体的外部特性与内部机理间的逻辑关系。生物通过个体间的选择、交叉、变异来适应大自然环境。生物染色体用数学方式或计算机方式来体现就是一串数码,仍叫染色体,有时也叫个体;适应能力用对应一个染色体的数值来衡量;染色体的选择或淘汰问题是按求最大还是最小问题来进行的。

20 世纪 60 年代以来,如何模仿生物来建立功能强大的算法,进而将它们运用于复杂的优化问题,越来越成为一个研究热点。进化计算(evolutionary computation)正是在这一背景下孕育而生的。进化计算包括遗传算法(genetic algorithm,简称 GA),进化策略(evolution strategy)、进化编程(evolutionary programming)和遗传编程(genetic programming),本章将逐一对它们进行讨论。

人类不满足于模仿生物进化行为,希望能够建立具有自然生命特征的人造生命和人造生命系统。对人工生命(artificial life,简称 ALife)的研究,自 1987 年起取得了重要进展。这是人工智能和计算智能的一个新的研究热点。进化计算为人工生命研究提供了计算理论和有效的开发工具。在本章的最后部分,将对人工生命的一些基本问题加以探讨。

5.1 遗传算法

遗传算法是模仿生物遗传学和自然选择机理,通过人工方式构造的一类优化搜索算法,是对生物进化过程进行的一种数学仿真,是进化计算的一种最重要的形式。遗传算法与传统数学模型截然不同,它为那些难以找到传统数学模型的难题找出了解决方法。同时,进化计算和遗传算法借鉴了生物学中的某些知识,从而体现了人工智能这一交叉学科的特点。自从霍兰德(Holland)于 1975 年在他的著作《Adaptation in Natural and Artificial Systems》中首次提出遗传算法以来,经过近 30 年的研究,现在已发展到一个比较成熟的阶段,并且在实际中得到很好的应用。本节将介绍遗传算法的基本机理和求解步骤,使读者了解什么是遗传算法,它是如何工作的,并评介遗传算法研究的进展和应用情况。

5.1.1 遗传算法的基本机理

霍兰德的遗传算法通常称为简单遗传算法(SGA)。现以此作为讨论的主要对象,加上适当的改进,来分析遗传算法的结构和机理。

首先介绍主要概念。在讨论中会结合推销员旅行问题(TSP)加以说明:设有 n 个城市,城市 i 和城市 j 之间的距离为 $d(i, j)$ $i, j = 1, \dots, n$ 。TSP 问题是要寻找遍访每个城市恰好一次的一条回路,且其路径总长度为最短。

1. 编码与解码

许多应用问题的结构很复杂,但可以化为简单的位串形式编码表示。将问题结构变换为位串形式编码表示的过程叫做编码;相反地,将位串形式编码表示变换为原问题结构的过程叫做解码或译码。把位串形式编码表示叫做染色体,有时也叫做个体。

GA 的算法过程简述如下。首先在解空间中取一群点,作为遗传开始的第一代。每个点(基因)用一个二进制数字串表示,其优劣程度用一个目标函数——适应度函数(fitness function)来衡量。

遗传算法最常用的编码方法是二进制编码,其编码方法如下。

假设某一参数的取值范围是 $[A, B]$, $A < B$ 。我们用长度为 l 的二进制编码串来表示该参数,将 $[A, B]$ 等分成 $2^l - 1$ 个子部分,记每一个等分的长度为 δ ,则它能够产生 2^l 种不同的编码,参数编码的对应关系如下:

$$\begin{array}{llllll} 00000000 & \cdots & 00000000 & = 0 & \longrightarrow & A \\ 00000000 & \cdots & 00000001 & = 1 & \longrightarrow & A + \delta \\ \vdots & & \vdots & & & \vdots \\ 11111111 & \cdots & 11111111 & = 2^l - 1 & \longrightarrow & B \end{array}$$

其中:

$$\delta = \frac{B - A}{2^l - 1}$$

假设某一个体的编码是:

$$X: x_l x_{l-1} x_{l-2} \cdots x_2 x_1$$

则上述二进制编码所对应的解码公式为:

$$x = B + \frac{B - A}{2^l - 1} \cdot \sum_{i=1}^l b_i 2^{i-1}$$

二进制编码的最大缺点是长度较大,对很多问题用其他编码方法可能更有利。其他编码方法主要有:浮点数编码方法、格雷码、符号编码方法、多参数编码方法等。

浮点数编码方法是指个体的每个染色体用某一范围内的一个浮点数来表示,个体的编码长度等于其问题变量的个数。因为这种编码方法使用的是变量的真实值,所以浮点数编码方法也叫做真值编码方法。对于一些多维、高精度要求的连续函数优化问题用浮点数编码来表示个体时将会有一些益处。

格雷码是其连续的两个整数所对应的编码值之间只有一个码位是不相同的,其余码



位都完全相同。例如十进制数 7 和 8 的格雷码分别为 0100 和 1100, 而二进制编码分别为 0111 和 1000。

符号编码方法是指个体染色体编码串中的基因值取自一个无数值含义而只有代码含义的符号集。这个符号集可以是一个字母表, 如 $\{A, B, C, D, \dots\}$; 也可以是一个数字序号表, 如 $\{1, 2, 3, 4, 5, \dots\}$; 还可以是一个代码表, 如 $\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, \dots\}$, 等等。

例如, 对于推销员旅行问题, 就采用符号编码方法, 按一条回路中城市的次序进行编码, 例如码串 134567829 表示从城市 1 开始, 依次是城市 3, 4, 5, 6, 7, 8, 2, 9, 最后回到城市 1。一般情况是从城市 w_1 开始, 依次经过城市 w_2, \dots, w_n , 最后回到城市 w_1 , 于是我们有如下编码表示:

$$w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n$$

由于是回路, 记 $w_{n+1} = w_1$ 。它其实是 $1, \dots, n$ 的一个循环排列。要注意, w_1, w_2, \dots, w_n 是互不相同的。

2. 适应度函数

为了体现染色体的适应能力, 引入了对问题中的每一个染色体都能进行度量的函数, 叫做适应度函数(fitness function)。通过适应度函数来决定染色体的优劣程度, 它体现了自然进化中的优胜劣汰原则。对于优化问题, 适应度函数就是目标函数。TSP 的目标是路径总长度为最短, 自然地, 路径总长度就可作为 TSP 问题的适应度函数:

$$f(w_1 w_2 \dots w_n) = -\frac{1}{\sum_{j=1}^n d(w_j, w_{j-1})}$$

其中 $w_{n-1} = w_1$ 。

适应度函数要有效地反映每一个染色体与问题的最优解染色体之间的差距。若一个染色体与问题的最优解染色体之间的差距较小, 则对应的适应度函数值之差就较小, 否则就较大。适应度函数的取值大小与求解问题对象有很大的关系。

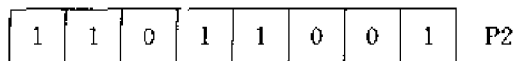
3. 遗传操作

简单遗传算法的遗传操作主要有三种: 选择(selection)、交叉(crossover)、变异(mutation)。改进的遗传算法大量扩充了遗传操作, 以达到更高的效率。

选择操作也叫做复制(reproduction)操作, 根据个体的适应度函数值所度量的优劣程度决定它在下一代是被淘汰还是被遗传。一般地, 选择将使适应度较大(优良)的个体有较大的存在机会, 而适应度较小(低劣)的个体继续存在的机会也较小。简单遗传算法采用赌轮选择机制, 令 $\sum f_i$ 表示群体的适应度值之总和, f_i 表示群体中第 i 个染色体的适应度值, 它产生后代的能力正好为其适应度值所占份额 $f_i / \sum f_i$ 。

交叉操作的简单方式是将被选择出的两个个体 P1 和 P2 作为父母个体, 将两者的部分码值进行交换。假设有如下八位长的两个个体:

1	0	0	0	1	1	1	1	P1
---	---	---	---	---	---	---	---	----



产生一个在 1~7 之间的随机数 c , 假如现在产生的是 3, 将 P1 和 P2 的低三位交换: P1 的高五位与 P2 的低三位组成数串 10001001, 这就是 P1 和 P2 的一个后代 Q1 个体; P2 的高五位与 P1 的低三位组成数串 11011110, 这就是 P1 和 P2 的另一个后代 Q2 个体。其交换过程如图 5.1 所示。

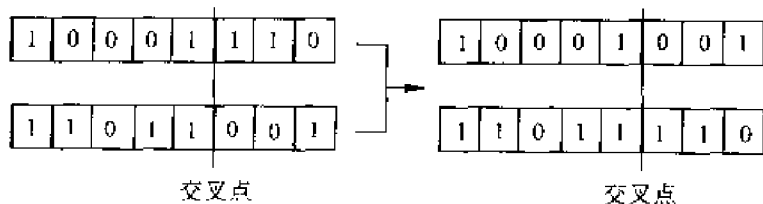
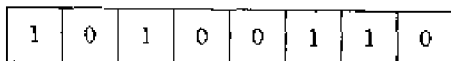
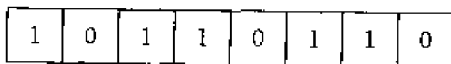


图 5.1 交叉操作示意图

变异操作的简单方式是改变数码串的某个位置上的数码。先以最简单的二进制编码表示方式来说明, 二进制编码表示的每一个位置的数码只有 0 和 1 这两种可能, 比如有如下二进制编码表示:



其码长为 8, 随机产生一个 1~8 之间的数 k , 假如现在 $k=5$, 对从右往左的第 5 位进行变异操作, 将原来的 0 变为 1, 得到如下数码串(第 5 位的数字 1 是经变异操作后出现的):



二进制编码表示的简单变异操作是将 0 与 1 互换: 0 变异为 1, 1 变异为 0。

现在对 TSP 的变异操作作简单介绍, 随机产生一个 1~ n 之间的数 k , 决定对回路中的第 k 个城市的代码 w_k 作变异操作, 又产生一个 1~ n 之间的数 w 替代 w_k , 并将 w_k 加到尾部, 得到:

$$w_1 w_2 \cdots w_{k-1} w w_{k+1} \cdots w_n w_k$$

这个串有 $n+1$ 个数码, 注意, 数 w 在此串中重复了, 必须删除与数 w 相重复的数以得到合法的染色体。

5.1.2 遗传算法的求解步骤

1. 遗传算法的特点

遗传算法是一种基于空间搜索的算法, 它通过自然选择、遗传、变异等操作以及达尔文适者生存的理论, 模拟自然进化过程来寻找所求问题的答案。因此, 遗传算法的求解过程也可看做是最优化过程。需要指出的是: 遗传算法并不能保证所得到的是最佳答案, 但通过一定的方法, 可以将误差控制在容许的范围内。遗传算法具有以下特点:

(1) 遗传算法是对参数集合的编码而非针对参数本身进行进化;

(2) 遗传算法是从问题解的编码组开始而非从单个解开始搜索；

(3) 遗传算法利用目标函数的适应度这一信息而非利用导数或其他辅助信息来指导搜索；

(4) 遗传算法利用选择、交叉、变异等算子而不是利用确定性规则进行随机操作。

遗传算法利用简单的编码技术和繁殖机制来表现复杂的现象，从而解决非常困难的问题。它不受搜索空间的限制性假设的约束，不要求诸如连续性、导数存在和单峰等假设，能从离散的、多极值的、含有噪音的高维问题中以很大的概率找到全局最优解。由于它固有的并行性，遗传算法非常适用于大规模并行计算，已在优化、机器学习和并行处理等领域得到了越来越广泛的应用。

2. 遗传算法的框图

遗传算法类似于自然进化，通过作用于染色体上的基因寻找好的染色体来求解问题。与自然界相似，遗传算法对求解问题的本身一无所知，它所需要的仅是对算法所产生的每个染色体进行评价，并基于适应值来选择染色体，使适应性好的染色体有更多的繁殖机会。在遗传算法中，通过随机方式产生若干个所求解问题的数字编码，即染色体，形成初始群体；通过适应度函数给每个个体一个数值评价，淘汰低适应度的个体，选择高适应度的个体参加遗传操作，经过遗传操作后的个体集合形成下一代新的群体。再对这个新群体进行下一轮进化。这就是遗传算法的基本原理。简单遗传算法的求解步骤如下：

- (1) 初始化群体；
- (2) 计算群体上每个个体的适应度值；
- (3) 按由个体适应度值所决定的某个规则选择将进入下一代的个体；
- (4) 按概率 P_c 进行交叉操作；
- (5) 按概率 P_c 进行突变操作；
- (6) 若没有满足某种停止条件，则转步骤(2)，否则进入下一步。
- (7) 输出群体中适应度值最优的染色体作为问题的满意解或最优解。

算法的停止条件最简单的有如下两种：①完成了预先给定的进化代数则停止；②群体中的最优个体在连续若干代没有改进或平均适应度在连续若干代基本没有改进时停止。

根据遗传算法思想可以给出如图 5.2 所示的简单遗传算法框图。

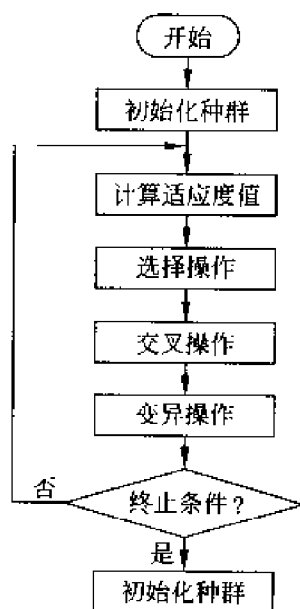


图 5.2 简单遗传算法框图

一般遗传算法的主要步骤如下：

(1) 随机产生一个由确定长度的特征字符串组成的初始群体。

(2) 对该字符串群体迭代地执行下面的步骤①和步骤②，直到满足停止准则为止：

① 计算群体中每个个体字符串的适应值；



② 应用复制、交叉和变异等遗传算子产生下一代群体。

(3) 把在后代中出现的最好的个体字符串指定为遗传算法的执行结果,这个结果可以表示问题的一个解。

基本的遗传算法框图如图 5.3 所示,其中 GEN 是当前代数。

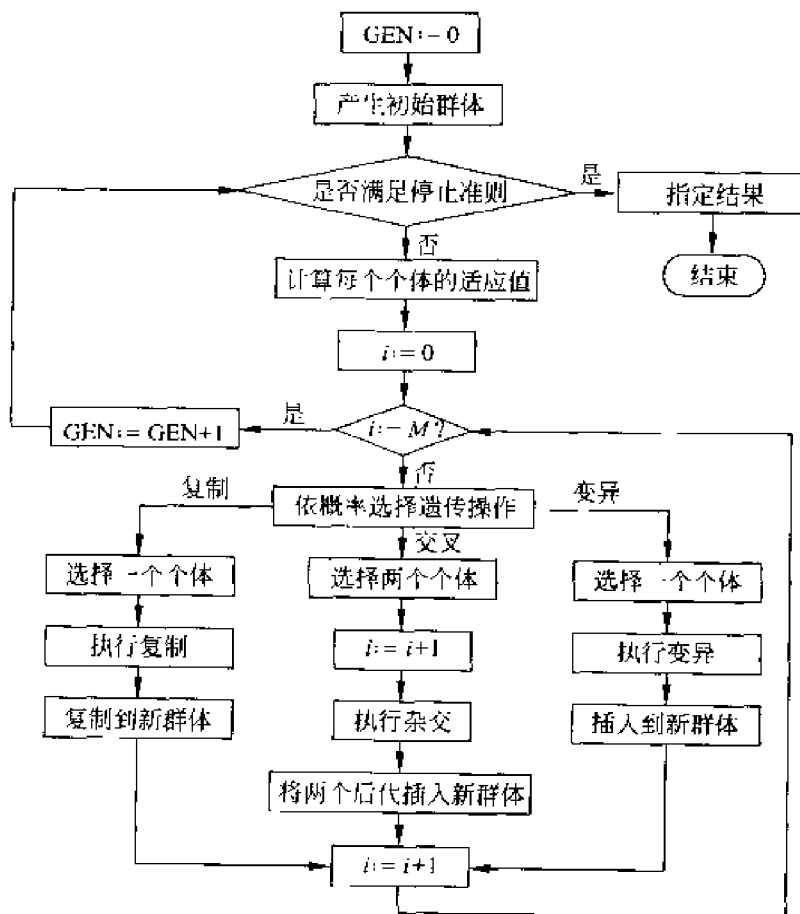


图 5.3 基本遗传算法框图

也可将遗传算法的一般结构表示为如下形式:

Procedure: Genetic Algorithms

begin

$t \leftarrow 0;$

initialize $P(t);$

evaluate $P(t);$

while (not termination condition) **do**

begin

recombine $P(t)$ to yield $C(t);$

evaluate $C(t);$

select $P(t+1)$ from $P(t)$ and $C(t);$

$t \leftarrow t + 1;$

end

end

3. 遗传算法求解举例

为了便于理解,下面通过一个简单的例子来说明遗传算法的主要内容及其运行步骤。

例 5.1 用遗传算法求解函数

$$f(x) = x \cdot \sin(10\pi \cdot x) + 1.0 \quad (5.1)$$

的最大值,其中 $x \in [-1, 2]$ 。

首先用高等数学的方法来求解。先求得函数的导数 $f'(x)$, 令其为 0:

$$f'(x) = \sin(10\pi \cdot x) + 10\pi x \cdot \cos(10\pi \cdot x) = 0$$

变换得到:

$$\tan(10\pi \cdot x) = -10\pi x$$

很明显,以上方程有无数解:

$$x_0 = 0$$

$$x_i = \frac{2i-1}{20} + E_i, \quad \text{for } i = 1, 2, \dots$$

$$x_i = \frac{2i+1}{20} - E_i, \quad \text{for } i = -1, -2, \dots$$

其中 E_i 表示趋向于 0 的递减实数序列。

当 i 为奇数时, $f(x)$ 达到了它的极大值 $f(x_i)$; 当 i 为偶数时, $f(x_i)$ 为极小值。在区间 $[-1, 2]$ 中, 当 $x_{19} = \frac{37}{20} + E_{19} = 1.85 + E_{19}$ 时, $f(x)$ 最大, 它仅比 $f(1.85) = 1.85 \cdot \sin\left(18\pi + \frac{\pi}{2}\right) + 1.0 = 2.85$ 稍大。

下面构造一个遗传算法来求解上面的问题。把遗传算法归纳为 5 个基本组成部分:

(1) 方案表示

用一个二进制矢量表示一个染色体, 由染色体来代表变量 x 的实数值, 每个染色体的每一位二进制数称为遗传因子。矢量的长度取决于所要求的精度, 在此取小数点后 6 位数。由于变量 x 的域长为 3, 则 $[-1, 2]$ 将被均匀地分为 3×1000000 个等长的区间。这表明每个染色体由 22 位字节的二进制矢量表示。因为

$$2097152 = 2^{21} < 3000000 \leq 2^{22} = 4194304$$

区间 $[-1, 2]$ 中的 x 和二进制串 $\langle b_{21} b_{20} \dots b_0 \rangle$ 之间的映射是直接的, 并由以下两步进行:

(a) 将二进制串 $\langle b_{21} b_{20} \dots b_0 \rangle$ 转化为相应的十进制:

$$(\langle b_{21} b_{20} \dots b_0 \rangle)_2 = \left(\sum_{i=0}^{21} b_i \cdot 2^i \right)_{10} = x'$$

(b) 找到相应的实数 x :

$$x = -1.0 + x' \cdot \frac{3}{2^{22} - 1}$$

其中 -1.0 为区间 $[-1, 2]$ 的左边界, 3 为区间长度。

这样, 就可以将实数以二进制数(染色体)来表述, 例如, (1000101110110101000111) 表示实数 0.637197, 因为



$$x' = (1000101110110101000111)_2 = 2288967$$

$$x = -1.0 + 2288967 \cdot \frac{3}{4194303} = 0.637197$$

显然, (00000000000000000000) 和 (11111111111111111111) 分别表示区间的边界 -1.0 和 2.0 。表示方案的确定是遗传算法的第一步,也是下面进行交叉、变异等遗传操作的基础。二进制串是遗传算法中常用的表示方法。在染色体串和问题的搜索空间中,点之间选择映射有时容易实现,有时却非常困难。选择一个便于遗传算法求解问题的表示方案需要对问题有深入的了解。

(2) 群体初始化

群体的初始化并不复杂,只要随机产生一定数量的染色体,每个染色体为 22 位字节的二进制数即可。

(3) 适应度函数

适应度函数又称为评价函数。它为群体中每个可能的确定长度的特征字符串指定一个适应值,它经常是问题本身所具有的。适应度函数必须有能力计算搜索空间中每个确定长度的特征字符串的适应值。本例中的适应度函数即为 $f(x)$, $eval(v) = f(x)$, 其中 v 代表染色体。适应度函数在遗传算法中具有重要作用,它以适应值为标准对问题的潜在解进行评价。例如,如下三个染色体:

$$v_1 = (1000101110110101000111)$$

$$v_2 = (0000001110000000010000)$$

$$v_3 = (1110000000111111000101)$$

分别表示 $x_1 = 0.637197$, $x_2 = -0.958973$, $x_3 = 1.627888$ 。适应度函数分别计算它们的适应值如下:

$$eval(v_1) = f(x_1) = 1.586345$$

$$eval(v_2) = f(x_2) = 0.078878$$

$$eval(v_3) = f(x_3) = 2.25065$$

不难看出: 染色体 v_3 是最优的,因为它所对应的适应值最大。

(4) 遗传操作

遗传算法最常用的遗传操作分别是复制、交叉和变异。复制是指父代将遗传因子毫不改变地遗传给子代;变异则是指遗传因子发生了变化,可以使搜索避免陷入局部最优,可以在当前解附近找到更好的解,同时还可以保持群体的多样性,确保群体能够继续进化。假设染色体 (11100111) 中的第 4 位遗传因子发生了变异,则此染色体的第 4 位遗传因子 0 将变为 1,新染色体 11110111 取代原染色体。交叉相对于复制和变异的不同之处在于:交叉需要两个父代染色体配合进行,而复制和变异只需要一个父代染色体即可进行。变异可根据一定的变异率来改变一个或多个遗传因子。假设 v_3 染色体中的第 5 位遗传因子将发生变异,因为 v_3 的第 5 位遗传因子为 0,发生变异变化为 1。因此染色体 v_3 变异以后变为

$$v'_3 = (1110100000111111000101)$$

它所表示的实数为 $x'_3 = 1.721638$, 同时 $f(x'_3) = -0.082257$ 。可以看出,这个变异使染色

体 v_3 的值大大减小了。当然,变异也可以使染色体的值得以增加。例如,如果染色体 v_3 中的第 10 位遗传因子产生变异,则

$$v_3'' = (1110000001111111000101)''$$

相应地可以得到: $x_3'' = 1.630818$ 和 $f(x_3'') = 2.343555$, 相对于 $f(x_3) = 2.250650$, 变异使染色体的值得以增加。

交叉操作是遗传算法区别于其他所有优化算法的根本所在,如果从一个遗传算法中去掉交叉操作,则其结果将不再是一个遗传算法。假设 v_2 和 v_3 染色体发生交叉,交叉点为第 5 位遗传因子:

$$v_2 = (00000 \mid 01110000000010000)$$

$$v_3 = (11100 \mid 00000111111000101)$$

交叉之后产生的两个子代分别为

$$v_2' = (00000 \mid 00000111111000101)$$

$$v_3' = (11100 \mid 01110000000010000)$$

它们的适应值分别为

$$f(v_2') = f(-0.998113) = 0.940865$$

$$f(v_3') = f(1.666028) = 2.459245$$

可以看出子代的适应值比父代的高。

(5) 算法参数

遗传算法的主要参数有群体规模和算法执行的最大代数,次要参数有复制概率、杂交概率和变异概率等参数。针对本例,使用了如下参数:群体规模 $\text{pop_size} = 50$, 交叉概率 $p_c = 0.25$, 变异概率 $p_m = 0.01$ 。

表 5.1 给出了本例的实算结果。结果表明:随着代数的增加,适应值也不断增加。直至第 150 代,最佳染色体为 $v_{\max} = (1111001101000100000101)$, 它对应着 $x_{\max} = 1.850773$, 把 x_{\max} 值代入式(5.1), 可得

$$f(x_{\max}) = 2.850227$$

表 5.1 遗传算法计算结果

代 数	适应度函数值	代 数	适应度函数值
1	1.441942	39	2.344251
6	2.250003	40	2.345087
8	2.250283	51	2.738930
9	2.250284	99	2.849246
10	2.250363	137	2.850217
12	2.328077	150	2.850227

5.2 进化策略

进化策略(evolution strategies, 简称 ES)是一类模仿自然进化原理以求解参数优化问题的算法。它是由雷切伯格(Rechenberg)、施韦费尔(Schwefel)和彼得·比纳特



(Peter Bienert)于1964年提出来的,并在德国共同建立。

5.2.1 进化策略的算法模型

最简单形式的进化策略可描述如下:

- (1) 问题被定义为寻求与函数的极值相关联的实数 n 维矢量 $x, F(x): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 。
- (2) 从每个可能的范围内随机选择父矢量的初始群体,初始试探的分布具有典型的一致性。
- (3) 父矢量 $x_i, i=1, \dots, p$ 通过加入一个零均方差的高斯随机变量以及预先选择 x 的标准偏差来产生子代矢量 x_i 。
- (4) 通过对误差 $F(x'_i) (i=1, \dots, p)$ 排序以选择和决定保持哪些矢量。那些拥有最小误差的 P 矢量成为下一代的新的父代。
- (5) 产生新的试验数据以及选择最小误差矢量的过程将继续到找到符合条件的答案或者所有的计算已经全部完成为止。

在这一模型中,试探答案的组成部分被看做是个体的行为特性,而不是染色体中的基因。这些混合特性的遗传起源是假设的,但它们的联系机制描述得并不详细。这一进化策略假定,无论出现怎样的遗传变化,每个行为所带来的变化将按照零均方差的高斯分布和一些标准偏差来分布。由于多效性和多元性,某些遗传变化能够影响许多混合特性,因此可以在创造新的子代群体的同时改变所有的父代的组成。

进化策略首先尽力检测前述的算法,但着重于单父代-单子代的搜索(single parent-single offspring search)。这种单父代-单子代的搜索以 $(1+1)$ -ES 表示,其中单子代由单父代产生,并且二者在优胜劣汰的选择原则下共同竞争生存。这一方法用作优化算法有两个缺陷:①每一维的常数的标准偏差(平均步长)使收敛于最优值的速度变慢;②点对点搜索的不稳定性可能造成停滞于局部最小值。

雷切伯格在1973年将算法的期望收敛率定义为达到最佳效果的平均距离和达到改进目的所需要的试验数据的数量之比,并且证明了:对于一个二次方程 $F(x) = \sum x_i^2$ (其中 x 为实数的 n 维矢量, x_i 表示第 n 个 x),当 $\sigma \approx 1.224r/n$ 时(其中 σ 为零均方差高斯扰动的标准偏差, r 表示当前点与最优点的欧几里得距离, n 表示维数),可以得到最优期望收敛速度。因此,对于这个简单的方程,当平均步长与误差方程的平方成正比而与变量数目成反比时,得到的收敛速度为最优。

雷切伯格在1973年进行了多父代方法的早期工作,但当时他只使用了单子代。施韦费尔于1981年在雷切伯格前期工作的基础上又前进了一大步,在进化策略中创造性地使用了多父代和多子代。近来, $(\mu+\lambda)$ -ES 和 (μ, λ) -ES 两个逼近法成为研究热点。前者,父代 μ 用于产生子代 λ ,父代和子代通过竞争生存。后者,只有子代 λ 竞争生存,而父代 μ 完全被于代替代;也就是说,每一代的寿命仅限于一代。在固定的代数中,群体数目增加的同时也增加了优化的速度。

例 5.2 求 $F(x) = \sum x_i^2$ 在维数为3时的最小值。令初始群体数目为30,把初始群体初始化成均匀分布在 $[-5.12, 5.12]$ 区间上。通过加入均方差为零和标准均方差等于

父代误差除以维数的平方($3^2=9$)的高斯随机变量给每一个个体,每个父代产生一个子代。在选择中,父代和子代均保持 30 个最佳向量。图 5.4 给出了最佳向量随代数变化的优化速度。可以看出,这一过程快速收敛于惟一的全局最优。

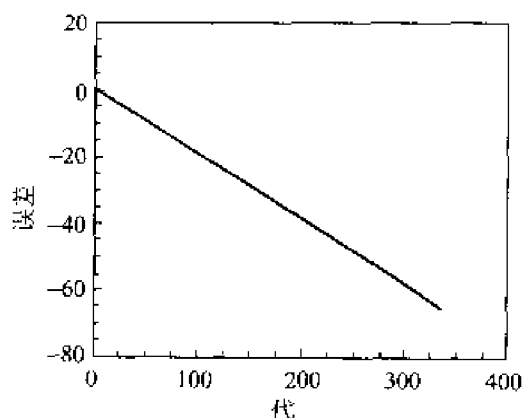


图 5.4 最佳向量的优化率

5.2.2 进化策略和遗传算法的区别

通过学习进化策略可以看出,进化策略和遗传算法有着很强的相似性,它们都是一类模仿自然进化原理的算法。同时,两者也存在着区别,其中最基本的区别是它们的研究领域不同。进化策略是一种数值优化的方法,它采用的是一个具有自适应步长 σ 和倾角 θ 的特定爬山方法。直到最近,进化策略才被应用于离散型优化问题。而遗传算法从广义上说是一种自适应搜索技术,它决定着如何分配在高于平均规划的情况下呈指数增长的试验数据。遗传算法已经用于许多领域,参数优化只是它的应用领域之一。

除了研究和应用领域之外,进化策略和遗传算法还存在以下区别:

(1) 进化策略和遗传算法表示个体的方式不同,进化策略在浮点矢量上运行,而遗传算法一般运行在二进制矢量上。

(2) 进化策略和遗传算法的选择过程不同。

(3) 进化策略和遗传算法的复制参数不同,遗传算法的复制参数(交叉和变异的可能性)在进化过程中保持恒定,而进化策略时时改变它们。

随着技术的发展,上述进化策略和遗传算法的差别越来越不明显。

5.3 进化编程

进化编程(evolutionary programming,简称 EP),又称为进化规划(evolutionary planning),是由福格尔(Fogel)在 1962 年提出的一种模仿人类智能的方法。他们为有限状态机的演化而提出进化规划来预测问题。这些状态机的状态变换表是通过对应的离散有界集上进行的均匀随机变异来修改的。进化编程根据正确预测的符号数来度量适应值。通过变异,为父代群体中的每个机器状态产生一个子代。父代和子代中最好的部分被选择生存下来。进化编程的提出也是受自然界中生物进化机制的启发。不论是仿生

(如神经网络)还是启发式编程(如专家系统)都试图模仿人的行为,但福格尔认为,人类不过是自然进化过程中的加工品,千百年来进化过程使生物智能不断增加,因此模拟进化过程要比单纯地模仿某些特定的人(例如专家)来解决问题更加有效。在此基础上,他提出了与启发式编程相对照的进化编程。

5.3.1 进化编程的机理与表示

进化编程的过程,可以理解为从所有可能的计算机程序形成的空间中,搜索具有高适应度的计算机程序个体。在进化编程中,可能有几百或几千个计算机程序参与遗传进化。

进化编程设计强调群体行为的变化。进化编程系统的表示自然地面向任务级。一旦选定一种适应性表示,就可以定义依赖于该表示的变异操作,在具体的父辈行为上创建后代。

进化编程最初由一个随机产生的计算机程序群体开始,这些计算机程序由适合于问题空间领域的函数所组成,这样的函数可以是标准的算术运算函数、编程操作、逻辑函数或由领域指定的函数。群体中每个计算机程序个体是由适应度来评价的,该适应值与特定的问题领域有关。

智能行为可以被看做是一种能力的合成,这一能力就是预测周围的环境,并且将预测转化为实现预计目标的适当的反应。这样,相对正确的预测环境就成为智能行为的前提条件。可以将环境看做是取自有限字母数字集合的符号序列,进化问题的任务就是开发一个在符号序列上执行操作的算法(即程序),这个算法产生一个输出观测符号,很可能使下一个在环境中出现的算法性能和已定义好的报偿函数最好。程序是用于指导快速模拟自然进化的基本模型,一系列可供选择的算法形成了初始群体。通过运行前代的符号,这些算法按照已知的顺序预测下一个符号。所有算法的这种预测能力都被评价和记录。然后,算法被随机改变成子代,子代算法同样也被评价和记录。那些具有最强能力的算法被保留作为父代以产生新子代。这一过程不断循环直至发现具有足够可靠性的算法或者终止时间已到为止。

如何表示从有限的集合中判断出一系列符号?有限状态机(finite state machine,简称FSM)是一种方便的表达方式。每个有限状态机拥有有限数目的状态并且能够针对有限数目的输入符号序列作出反应。针对每个状态的每个可能的输入符号,机器都将产生一个输出符号并进行一次状态转换(也可能保持原状态)。图5.5表示一个三状态机。状态分别用A, B, C表示。输入符号示于斜线的左边,输出符号置于斜线右边。除非另有说明,该机器都被认为是从状态A启动的。输入符号由集合 $\{0, 1\}$ 组成,输出符号由集合 $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ 组成。有限状态机把输入符号序列交换为输出符号序列。在A状态下,如果用“1”触发,机器将响应以“ β ”并且保持状态A;当用“0”触发时,机器照样输出“ β ”,但状态转变为B。

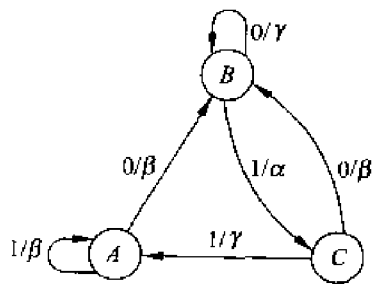


图 5.5 一个三状态机

已存在的状态机通过随机变化而产生新的状态机。状态变化图描述了有限状态机的



5 种显著变化。第一,增加一个状态然后随机分配此状态的输入输出和输入变化对。第二,如果状态机中有一个以上的状态存在,则删除一个状态。第三,改变一个单一状态中与一个输入符号相耦合的输出符号。第四,改变一个单一状态中与一个输入符号相关联的状态变化。第五,如果存在一个以上的状态,则改变初始状态。改变所有这些变异出现的可能性,甚至改变变异的次数,可以从已经存在的父代中产生大量不同的新状态机。

在早期的进化编程中,选择仅仅用来保留最好的有限状态机。群体的数量在循环过程中保持恒定,一般限定在 3 或 5 个状态机。

5.3.2 进化编程的步骤

进化编程可繁殖出新的计算机程序以解决问题,它分为三个步骤:

(1) 产生出初始群体,它由关于问题(计算机程序)的函数随机组合而成。

(2) 迭代完成下述子步骤,直至满足选种标准为止:

① 执行群体中的每个程序,根据它解决问题的能力,给它指定一个适应值。

② 应用变异等操作创造新的计算机程序群体。基于适应值根据概率从群体中选出一个计算机程序个体,然后用合适的操作作用于该计算机程序个体。把现有的计算机程序复制到新的群体中。通过遗传随机重组两个现有的程序,创造出新的计算机程序个体。

(3) 在后代中适应值最高的计算机程序个体被指定为进化编程的结果。这一结果可能是问题的解或近似解。

进化编程的基本过程如图 5.6 所示。

进化计算的三种算法——遗传算法、进化策略和进化编程都是模拟生物界自然进化过程而建立的鲁棒性计算机算法。在统一框架下对三种算法进行比较,可以发现它们有许多相似之处,同时也存在较大的差别。进化策略和进化编程都把变异作为主要搜索算子,而在标准的遗传算法中,变异只处于次要位置。交叉在遗传算法中起着重要作用,而在进化编程中却被完全省去,在进化策略中与自适应结合使用,起了很重要的作用。标准遗传算法和进化编程都强调随机选择机制的重要性,而从进化策略的角度来看,选择(复制)是完全确定的。进化策略和进化编程确定地把某些个体排除在被选择(复制)之外,而标准遗传算法一般都对每个个体指定一个非零的选择概率。

当然,进化计算领域还有许多问题需要继续深入研究,还有一些有争议的问题需要进一步探讨。本章仅对进化计算作最基本的介绍。对该领域有兴趣的读者,可参阅本书参考文献部分给出的相关著作。

进化计算尤其是遗传算法为人工生命研究提供了有效的工具。

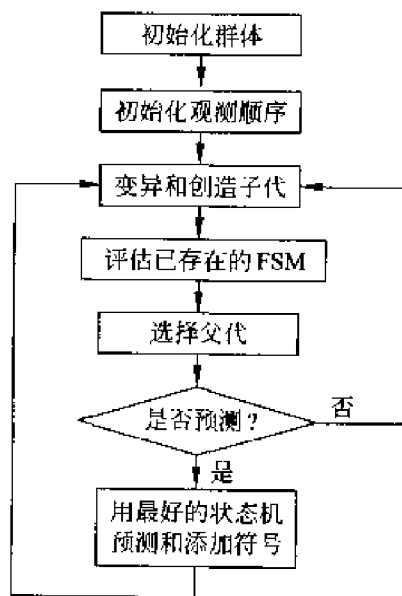


图 5.6 进化编程的基本过程

5.4 人工生命

自然界是生命之源。自然生命千千万万,千姿百态,千差万别,巧夺天工,奇妙无穷。人工生命(artificial life,简称 AL)试图通过人工方法建造具有自然生命特征的人造系统。人工生命是生命科学、信息科学、系统科学和数理科学等学科交叉研究的产物,其研究成果必将促进人工智能的发展。

进化计算的主要方法,即遗传算法、遗传编程和进化策略,是开发人工生命系统的有效工具。由此可见,进化计算和人工生命均属于计算智能的研究范畴。

5.4.1 人工生命研究的起源和发展

人类长期以来一直力图用科学技术的方法模拟自然界,包括人脑本身。1943年麦卡洛奇和皮茨提出了 M-P 神经学网络模型。1945年1月在美国普林斯顿研究所召开的有关脑和计算机的研讨会上,认为工程和神经网络是研究大脑的重要基础。1948年维纳提出了控制论(cybernetics),对动物与机器中的控制与通信问题进行了开创性的研究。冯·诺依曼(von Neumann)研究脑和计算机在组织上的相似性,用形式逻辑来表示脑。在1946年3月的控制论会议上,形成了以冯·诺依曼为代表的形式理论学派和以维纳为代表的控制论学派。冯·诺依曼方法是把全部表示和演算还原到基本逻辑世界,用显式的逻辑过程实现符号运算。维纳则使用信息、反馈、控制等概念,统一研究生物与机械问题。

人工生命的许多早期研究工作也源于人工智能。20世纪60年代,罗森布拉特研究感知机,斯塔尔(Stahl)建立细胞活动模型,林登迈耶(Lindenmayer)提出了生长发育中的细胞交互作用数学模型。这些模型支持细胞间的通信和差异。

20世纪70年代以来,康拉德(Conrad)等人研究人工仿生系统中的自适应、进化和群体动力学,提出不断完善的“人工世界”模型。细胞自动机被用于图像处理。康韦(Conway)提出生命的细胞自动机对策论。

20世纪80年代,人工神经网络再度兴起,出现了许多神经网络的新模型和新算法。这也促进人工生命的发展。在1987年第一次人工生命研讨会上,美国圣塔菲研究所(Santa Fe Institute,简称 SFI)非线性研究组的兰顿(Langton)正式提出人工生命的概念,建立起人工生命新学科。此后,人工生命研究进入一个蓬勃发展的新时期,相关的研究机构、学术组织和学术会议如雨后春笋般出现。

在美国,以圣塔菲研究所和 MIT 等机构为首,设立了人工生命的研究组织,出版了学术专刊《Artificial Life》,组办了系列性的人工生命国际学术会议(The International Conference on Artificial Life,简称 ALIFE)。从1987年到现在,每两年举办一次,已举行了8次。

在欧洲,从1991年开始,由欧洲人工智能学会等主持,奋起直追,也举行了系列性的国际学术会议(European Conference on Artificial Life),简称 ECAL,每两年举办一次,并于2001年举行了第五次大会。

在日本,以现代通信(Advanced Telecommunication Research,简称 ATR)研究所与大部分大学为代表,将人工生命与进化机器人研究相结合,从 1996 年起,每年举办一次系列性国际学术会议(The International Symposium on Artificial Life and Robotics),简称 AROB,并出版了国际性学术刊物《Artificial Life and Robotics》。

我国于 1997 年 9 月在北京举行了“人工生命与进化机器人研讨班”(Seminar/Workshop on Artificial Life and Evolutionary Robotics),这是国内关于人工生命的第一次学术活动。

从上述关于人工生命的系列性国际学术会议的积极活动可以看出:

(1) 人工生命的研究开发,在国际上受到广泛的关注和重视,发展势头看好,已登上国际学术舞台。

(2) 我国的人工生命研究刚刚起步,比美国晚了十年(1987~1997)。因此,我们有必要迎头赶上,尽心进行人工生命研究工作,作出应有贡献。

5.4.2 人工生命的定义和研究意义

对人工生命的研究是一项抽象地提取控制生物现象的基本动态原理,并通过物理媒介(如计算机)模拟生命系统动态发展过程的工作。

1. 人工生命的定义

通俗地讲,人工生命即人造的生命,非自然的生命。然而,要给人工生命一个严格的定义,却需要对问题进行深入研究。

1987 年兰德提出的人工生命定义为:“人工生命是研究能够演示出自然生命系统特征行为的人造系统。”通过计算机或其他机器对类似生命的行为进行综合研究,以便对传统生物科学起互补作用。地球上存在着由进化而来的碳链生命,而人工生命则在“生命之所能”(life-as-it-could-be)的广泛意象中把“生命之所识”(life-as-we-know-it)加以定位,为理论生物学的发展作出贡献。兰德在计算机上演示了他们研制的具有生命特征的软件系统,并把这类具有生命现象和特征的人造系统称为人工生命系统。

目前地球上存在的自然生命,包括人和各种动植物等,到底具有哪些生命现象和生命特征呢?不同的生物具有各种不同的外观形态、内部构造、行为表现、生理功能、生活习性、栖息环境、生长过程、物质存在形式、能量转换方式和不同的信息处理模式等,其生命现象和生命特征千差万别,不胜枚举。

然而,在个性中存在共性,从各种不同的自然生命的特征和现象中,可以归纳和抽象出自然生命的共同特征和现象,包括但不限于:

(1) 自繁殖、自进化、自寻优 许多自然生命(个体、群体)都具有交配繁衍、遗传变异、优胜劣汰的自繁殖、自进化、自寻优的功能和特征。

(2) 自成长、自学习、自组织 许多自然生命(个体、群体)都具有发育成长、学习训练、新陈代谢的自成长、自学习、自组织的过程和性能。

(3) 自稳定、自适应、自协调 许多自然生命(个体、群体)都具有稳定内部状态、适应外部环境、动态协调平衡的自稳定、自适应、自协调的功能和特性。

(4) 物质构造 许多自然生命都是以蛋白质和碳水化合物为物质基础的,受基因控制和支配的生物有机体。

(5) 能量转换 许多自然生命的生存与活动过程都基于光、热、电能或动能、位能的有关能量转换的生物物理和生物化学反应过程。

(6) 信息处理 许多自然生命的生存与活动过程都伴随着相应的信息获取、传递、变换、处理和利用过程。

如果把人工生命定义为具有自然生命现象和(或)特征的人造系统,那么,凡是具有上述自然生命现象和(或)特征的人造系统,都可称为人工生命。

这里,需要说明的是:

(1) 自然生命是指目前地球上已知的自然进化和有性繁殖的各种生物,包括:人、各种动物和植物等。

(2) 生命现象是指生命活动和行为的表现形式、物质构造、能量转换的外观形态、信息处理过程的显示模式等。

(3) 生命特征是指生命活动的功能和行为特性、物质构造、能量转换的内在机制、信息处理过程的演化规律等。

(4) 人造系统是指非自然的、无性繁殖、人工合成或设计制造的人造生物。为了强调生物是复杂系统,称之为人造系统。

2. 研究人工生命的意义

人工生命研究的目的和意义如何?为什么要研究开发人工生命?

人工生命是自然生命的模拟、延伸与扩展,其研究开发具有重大的科学意义和广泛的应用价值。

(1) 开发基于人工生命的工程技术新方法、新系统、新产品

人工生命的研究与开发有助于创作、研制、设计和制造新的工程技术系统。例如,基于人工生命的计算机动画的新方法、新技术,可以高效地自动生成逼真的人工动物、人工植物和虚拟人工社会,应用于电视广告、科幻电影、电子商务、网络市场。又如,基于人工脑的新一代智能计算机与计算机网络,具有更高的人工智能水平和更快的推理运算速度,更大的存储容量和记忆能力,更自然而友好的多媒体人机智能界面。这有助于提高计算机应用系统的智能水平。

(2) 为自然生命的研究提供新模型、新工具、新环境

人工生命的研究开发可以为自然生命的研究探索提供新模型、新工具、新环境。例如,数字生命、软件生命、虚拟生物可为自然生命活动机理和进化规律的研究探索提供更高效、更灵活的软件模型和先进的计算机网络支持环境。人工脑可以作为“自然脑”的机理和功能模型,为人脑的思维、记忆、联想、学习等智能活动过程研究提供新的技术模型。

(3) 延伸人类寿命,减缓衰老,防治疾病

利用人工生命,研究延伸人类寿命、减缓衰老、防治疾病的新途径、新保健、新药品。例如,利用人工生命模型,研究自然生命衰老、致病的原因和机理,开发减缓衰老、防治疾病、延长人类寿命的保健新方法、新药物。还可以利用人工器官如人工心脏、人工肾、人工

肺等替代人类已衰老或损坏的自然器官。

(4) 扩展自然生命,实现人工进化和优生优育

利用人工生命技术扩展自然生命,实现人工进化和优生优育,发展自然生命的新品种、新种群。例如,利用人工生命,研究人类的遗传、繁殖、进化、优选的机理和方法,有助于人类的计划生育、优生优育。利用人工生命,研究动物的遗传变异、杂交进化的机理和方法,用于开发动物的新品种、新种群。

(5) 促进生命科学、信息科学、系统科学的交叉与发展

人工生命是具有自然生命特征和现象的基于蛋白质或基于非蛋白质的、复杂的、人造的生命系统,是生命科学、信息科学、系统科学等多学科相结合的产物。人工生命的研究、开发及应用将进一步激发和促进生命科学、信息科学、系统科学等学科的更深层次的、更广泛的交流。人工生命与自然生命是生命科学的两大重要组成部分,人工生命的研究和开发将丰富与发展生命科学。人工生命研究的重要内容和关键问题是生命信息的获取、传递、变换、处理和利用过程的机理和方法,如基因信息的控制与调节过程。这正是信息科学所面临的新课题,也是信息科学发展的新机遇。

人工生命系统既是复杂性科学的典型研究对象,人工生命方法又将丰富和发展系统科学方法。人工生命系统的模型,如数字社会、数字生态系统,可用于研究复杂的社会经济系统、生态环境系统。

因此,人工生命的研究、开发及应用具有重大的科学意义、广泛的应用前景、深远的社会影响以及显著的经济效益。

5.4.3 人工生命的研究内容和方法

人工生命的研究对象包括人工动物、人工植物和人工人等,而人工人的研究又涉及人工脑和其他人工器官。

1. 人工生命的研究内容

人工生命的研究内容可大致分为两类:

(1) 构成生物体的内部系统,包括脑、神经系统、内分泌系统、免疫系统、遗传系统、酶系统、代谢系统等。

(2) 生物体及其群体的外部系统,包括环境适应系统和遗传进化系统等。

人工生命系统中产生的生命行为一般是在生物学基础上综合仿真,并引用具有遗传和进化特征的模型及相应的生态算法得到。单纯地采用某种单一方式难以解释行为的产生和操作机理。人工生命是在基于综合的观点下进行研究的,这是人工生命研究与生物学研究在方法上的显著区别之一。各种人工生命系统的表现形式和算法不完全相同,但从内在机理出发,人工生命的科学框架可由下列主要内容构成:

(1) 生命现象仿生系统 这种仿生系统一般是针对某种生物的某种生命现象进行的,并多以软件形式实现,例如人工虫、鸟声模拟系统等。德梅特里·特佐波洛斯(Demetri Terzopoulos)等人开发的人工鱼演示系统较好地在一个仿真的物理世界中演示了自律运动、感知、学习和行动。虽然有些仿生系统的智能水平还不高,但是其仿真机制



对自适应、非线性的理解是有益的。

(2) 生命现象的建模与仿真 该研究涉及形态方面的新陈代谢、多细胞人工生命的进化、自适应自组织建模、细胞分裂、人工食物链、人工生物化学等。人工建模针对生命系统的各个方面,其研究内容与生物学知识相对应,在人工系统中对生物学现象进行仿真描述。

(3) 进化动力学 主要研究生命系统这个复杂对象表现出来的非线性动态特性,其突现性(emergence,又译为创发性)主要通过混沌(chaos,又译为浑沌)机制进行研究。协进化(coevolution,又译为共同进化)也是进化动力学的重要研究内容。

(4) 人工生命的计算理论和工具 遗传操作过程和进化计算机制是人工生命系统形式化描述的逻辑基础。本章前面部分介绍过的进化计算的主要内容,即遗传算法、遗传编程和进化策略已成为开发人工生命系统的有效工具。

(5) 进化机器人 进化机器人是嵌入了进化机制的具有较强自适应能力的智能机器人,可作为人工生命系统中具有比较复杂智能行为的对象加以研究,也是人工生命某些研究课题的一个比较理想的试验床。要使进化机器人在真实问题求解中获得较好的处理效率和结果,还有大量艰巨的工作需要进一步开展。

(6) 进化和学习等方面的结合 机器学习是人工智能的重要应用研究领域。进化与学习的交互,进化计算与神经学习的综合,表明进化学习方法的有效性。人工生命与计算智能中其他研究领域(如神经计算、模糊计算)以及信息论、数学等学科的结合,也是人工生命有意义的研究方面。

(7) 人工生命的应用 人工生命已有不少有价值的应用实例,如机器人、模式识别、图像处理等领域。不过,人工生命的应用研究尚有待加强,其发展潜力很大,前景十分诱人。

2. 人工生命的研究方法

从生物体内部和外部系统的各种信息出发,可以得到人工生命的不同研究方法,主要可分为两类:

(1) 信息模型法 根据内部和外部系统所表现出来的生命行为来建造信息模型。

(2) 工作原理法 生命行为所显示的自律分散和非线性行为,其工作原理是混沌和分形,以此为基础研究人工生命的机理。

人工生命的研究技术途径也可分为两种:

(1) 工程技术途径

利用计算机、自动化、微电子、精密机械、光电通信、人工智能、神经网络等有关工程技术和途径,研究开发、设计制造人工生命。通过计算机屏幕,以三维动画、虚拟现实的软件方法或采用光机电一体化硬件装置来演示和体现人工生命。

由工程技术途径设计和制造的人工生命,在系统功能特性和信息过程方面,可以具有与自然生命类似的特征和现象。但是,在物质构造和能量转换方面,却与相应的自然生命有很大的差异,通常并不是以蛋白质为物质基础的有机体。例如,人工鱼虽然看起来很像自然鱼,几乎达到了以假乱真的程度,却是只能看不能吃的“美味佳肴”。

(2) 生物科学途径

利用生物化学、生物物理方法、克隆技术、遗传工程等生物科学方法和技术,通过人工合成、基因控制、无性繁殖过程,基于相应的自然生命母体培育生成人工生命。

由于伦理学、社会学、人类学等方面的问题,通过生物科学途径生成的人工生命,如克隆人的诞生引起了不少争论,需要研究和制订相应的社会监督、国家法律和国际公约。

5.4.4 人工生命的实例

人工生命的理论可以通过有代表性的研究实例来阐述。下面简要介绍几个比较成功的研究和应用范例。

1. 人工脑

波兰人工智能和心理学教授安奇·布勒(Andrzej Buller)及一些日本学者在日本现代通信研究所进化系统研究室对人工脑的研究,已取得重要进展。他们在1996年第四届国际人工生命会议上作了题为“针对脑通信的进化系统——走向人工脑”的专题报告。他们所采用的研究方法是将进化计算、非平衡动力学、林登迈耶(Lindenmayer)系统(简称L系统)的产生语法、细胞自动机方式的复制器、神经学习等加以集成和融合。相关的研究手段涉及硬件、软件和纳米技术。相关的概念则包括达尔文芯片和达尔文机器等。该课题组关于细胞自动机机器(CAM)-脑计划的目标是要建造一个人工脑。

2. 计算机病毒

计算机病毒(computer virus)一词源于1977年出版的由T.J.瑞安(Ryan)写的美国科幻小说《P-1的青春》(The Adolescence of P-1)。20世纪80年代,计算机技术的飞速发展也带来了一些负面效应。计算机病毒就是其中之一,它指的是在计算机上传染的与生物学中的病毒具有相似生命现象的有害程序。一般地说,计算机病毒是一种能够通过自身繁殖,把自己复制到计算机内已存储的其他程序上的计算机程序。像生物病毒一样,计算机病毒可能是良性的,也可能是恶性的。恶性的计算机病毒会引起计算机程序的错误操作或使计算机内存乱码,甚至使计算机瘫痪。计算机病毒具有繁殖、机体集成和不可预见等生命系统的固有特征。

现在一般把计算机病毒视为一种恶性的有害程序。按照这种说法,认为计算机病毒是一种人为的用计算机语言写成的可存储、可执行的计算机非法程序。这种程序隐藏在计算机系统可存取的信息资源中,利用计算机系统信息资源进行生存、繁殖、影响和破坏计算机系统的正常运行。计算机病毒可以用C语言、FORTRAN语言、BASIC语言、PASCAL语言、计算机的机器指令等计算机语言编写。

计算机病毒通常由三部分组成:引导模块、传染模块和表现模块。引导模块将病毒从外存引入内存。传染模块将病毒传染到其他对象上。表现模块(破坏模块)实现病毒的破坏作用,如删除文件、格式化硬盘、显示或发声等。计算机病毒隐藏在合法的可执行程序或数据文件中,不易被人们察觉和发现,一般总是在运行染有该种病毒的程序之前首先运行自己,与合法程序争夺系统的控制权。

3. 计算机进程

它类似于计算机病毒,把进程当作生命体,可在时间空间中繁殖,从环境中汲取信息,修改所在的环境。这里不是说计算机是生命体,而是说进程是生命体。该进程与物质媒体交互作用以支持这些物质媒体(如处理器、内存等)。可认为进程具有生命的特征。

一些种子保持休眠可达数千年,在休眠期内既没有新陈代谢,也没有受到刺激,但毫无疑问,它们是有生命的,在适当的条件下即可发芽。类似地,计算机进程也可在内存某个地方之外活着,等待适当的条件重新出现以便恢复它们的活动状态。

4. 细胞自动机

它是一种人工细胞陈列,每个细胞具有离散结构。按照预先规定的规则,这些细胞的状态可随时间变化,通过陈列传递规则,计算每个细胞的当前状态及其近邻细胞状态。所有细胞均自发地更新状态。

细胞自动机是1940年由冯·诺依曼发明的,它以数学和逻辑形式提供了理解自然系统(自然自动机)的一种重要方法,也是理解模拟和数字计算机(人工自动机)的一种系统理论。随着大规模并行单指令多数据流(SIMD)计算机的发展,很容易获得低价格的彩色图像,使得细胞自动机的研究更为方便。

5. 人工核苷酸

人工生命并不局限于计算机,许多被酶作用的物质可以支持生命,化学系统所形成的各种生命正在被开发。

1960年索尔·施皮格尔(Sol Spiegelhe)和他的同事结合当时已知的分子的最小集合,允许在一个试管中进行核糖核酸(RNA)的自复制,产生核苷酸前体、无机物分子、能源、复制酶以及来自 $\alpha\beta$ 细菌噬菌体(bacteriophage)的RNA的雏形。细菌噬菌体RNA分子不再需要感染的细菌宿主,就可以很快地复制以保持合适的频率。一系列转移使RNA分子的数目快速增长,但与此同时,RNA分子本身反而变小了,直到达到最小的尺寸为止。分子群体从大量的、易传染的形式变为小的、不易传染的形式,大抵是因为它可以从细菌核苷酸处脱落。很明显,这些复制和进化的RNA分子是同原始人工生命形式相类似的。

分子生物学的新发展已经变得更加有趣,可以促进人工分子的进化。切赫(Cech)和奥尔曼(Allman)发现RNA有酶化学和复制能力,这是非常关键的,它允许单个RNA分子进化。

5.5 小 结

本章继续讨论计算智能,涉及进化计算和人工生命的基本问题。对于进化计算,研究了遗传算法、进化策略和进化编程。它们遵循自然界优胜劣汰、适者生存的进化准则,模仿生物群体的进化机制,并被用于处理复杂系统的优化问题。

遗传算法是模仿生物遗传学和自然选择机理,通过人工方式而构造的一类搜索算法,是对生物进化过程的一种数学仿真,也是进化计算的最重要形式。本章以简单遗传算法为研究对象,分析了遗传算法的结构和机理,包括遗传算法的编码与解码、适应度函数、遗传操作等。在讨论遗传算法的求解步骤时,归纳了遗传算法的特点,给出算法框图、遗传算法的一般结构及其求解实例。

进化策略是一类模仿自然进化原理以求解参数优化问题的算法。首先对简单形式的进化策略进行描述,并举例加以说明。然后分析了进化策略与遗传算法的异同点。

进化编程是一种模仿人类智能的程序设计方法,着重模拟进化过程,强调物种行为的变化。可把进化编程过程理解为从所有可能的计算机程序形成的空间中,搜索具有高适应度的计算机程序个体。采用有限状态机来表示进化编程。此外,还介绍了进化编程的步骤和基本过程。

人工生命是计算智能研究的一个最新领域。人们试图采用人工方法建造具有自然生命现象和特征的人造系统。人工生命研究在近十多年来得到迅速发展。本章比较详细地叙述了人工生命研究的起源和发展过程,归纳出自然生命的共同特征以作为人工生命研究的追求目标。

研究人工生命具有重要的科学意义和社会效益,不仅能够开发和提供新的系统、产品、方法、模型、工具和环境,促进理论和技术创新,而且可以应用人工生命成果来扩展自然生命,防治疾病,为人类健康服务。

人工生命的研究内容包括构成生物体的内部系统和生物体生存的外部系统,涉及生命现象的仿生系统、建模与仿真、进化动力学、计算理论与工具以及人工生命的应用等。研究方法主要有信息模型法和工作原理法两种,其具体研究途径则有工程技术和生物学两个方面。

人工生命的研究具有诱人的发展前景和广泛的应用领域。人们已在人工脑、计算机病毒、计算机进程、细胞自动机和人工核苷酸等课题的研究上取得突破性进展。

习 题

- 5-1 什么是进化计算?它包括哪些内容?它们的出发点是什么?
- 5-2 试述遗传算法的基本原理,并说明遗传算法的求解步骤。
- 5-3 如何利用遗传算法求解问题,试举例说明求解过程。
- 5-4 用遗传算法求 $f(x) = x \cos x + 2$ 的最大值。
- 5-5 进化策略是如何描述的?
- 5-6 简述进化编程的机理和基本过程,并以四状态机为例说明进化编程的表示。
- 5-7 遗传算法、进化策略和进化编程的关系如何?有何区别?
- 5-8 人工生命是否从 1987 年开始研究?为什么?
- 5-9 什么是人工生命?请按你的理解用自己的语言给人工生命下个定义。
- 5-10 人工生命要模仿自然生命的特征和现象。自然生命有哪些共同特征?
- 5-11 为什么要研究人工生命?
- 5-12 人工生命包括哪些研究内容?其研究方法如何?

专家系统是人工智能应用研究的主要领域。20 世纪 70 年代中期,专家系统的开发获得成功。正如专家系统的先驱费根鲍姆(Feigenbaum)所说:专家系统的力量是从它处理的知识中产生的,而不是从某种形式主义及其使用的参考模式中产生。这正符合一句名言:知识就是力量。到了 20 世纪 80 年代,专家系统在全世界得到迅速发展和广泛应用。

专家系统实质上是一段计算机程序,它能够以人类专家的水平完成特别困难的某一专业领域的任务。在设计专家系统时,知识工程师的任务就是使计算机尽可能模拟人类专家解决某些实际问题的决策和工作过程,即模仿人类专家如何运用他们的知识和经验来解决所面临问题的方法、技巧和步骤。

专家系统是在产生式系统的基础上发展起来的。

6.1 专家系统概述

专家系统(expert system)是人工智能应用研究最活跃和最广泛的课题之一。自从 1965 年第一个专家系统 DENDRAL 在美国斯坦福大学问世以来,经过 20 年的研究开发,到 80 年代中期,各种专家系统已遍布各个专业领域,取得很大的成功。现在,专家系统已得到更为广泛的应用,并在应用开发中得到进一步发展。

专家系统是一个智能计算机程序系统,其内部含有大量的某个领域专家水平的知识与经验,能够利用人类专家的知识和解决问题的方法来处理该领域问题。也就是说,专家系统是一个具有大量的专门知识与经验的程序系统,它应用人工智能技术和计算机技术,根据某领域一个或多个专家提供的知识和经验,进行推理和判断,模拟人类专家的决策过程,以便解决那些需要人类专家处理的复杂问题。简而言之,专家系统是一种模拟人类专家解决领域问题的计算机程序系统。

6.1.1 专家系统的特点

在总体上看,专家系统具有一些共同的特点和优点。

1. 专家系统的特点

专家系统具有下列 3 个特点:

(1) 启发性。专家系统能运用专家的知识与经验进行推理、判断和决策。世界上的



大部分工作和知识都是非数学性的,只有一小部分人类活动是以数学公式或数字计算为核心的(约占8%)。即使是化学和物理学科,大部分也是靠推理进行思考的;对于生物学、大部分医学和全部法律,情况也是这样。企业管理的思考几乎全靠符号推理,而不是数值计算。

(2) 透明性。专家系统能够解释本身的推理过程和回答用户提出的问题,以便让用户能够了解推理过程,提高对专家系统的信赖感。例如,一个医疗诊断专家系统诊断某个病人患有肺炎,而且必须用某种抗生素治疗,那么,这一专家系统将会向病人解释为什么他患有肺炎,而且必须用某种抗生素治疗,就像一位医疗专家对病人详细解释病情和治疗方案一样。

(3) 灵活性。专家系统能不断地增长知识,修改原有知识,不断更新。由于这一特点,使得专家系统具有十分广泛的应用领域。

2. 专家系统的优点

近20年来,专家系统获得迅速发展,应用领域越来越广,解决实际问题的能力也越来越强,这是专家系统的优良性能以及对国民经济所起的重大作用所决定的。具体地说,专家系统的优点包括下列几个方面:

(1) 专家系统能够高效率、准确、周到、迅速和不知疲倦地进行工作。

(2) 专家系统解决问题时不受周围环境的影响,也不可能忘记或遗漏。

(3) 可以使专家的专长不受时间和空间的限制,以便推广珍贵和稀缺的专家知识与经验。

(4) 专家系统能够促进各领域的发展,它使各领域专家的专业知识和经验得到总结和精炼,能够广泛而有力地传播专家的知识、经验和能力。

(5) 专家系统能够汇集和集成多领域专家的知识 and 经验以及他们协作解决重大问题的能力,拥有更渊博的知识、更丰富的经验和更强的工作能力。

(6) 军事专家系统的水平是一个国家国防现代化和国防能力的重要标志之一。

(7) 专家系统的研制和应用,具有巨大的经济效益和社会效益。

(8) 研究专家系统能够促进整个科学技术的发展。专家系统对人工智能的各个领域的发展起了很大的促进作用,并将对科技、经济、国防、教育、社会和人民生活产生极其深远的影响。

6.1.2 专家系统的类型

按照专家系统所求解问题的性质,大致可把它分为下列几种类型。

1. 解释专家系统(expert system for interpretation)

解释专家系统的任务是通过分析已知信息和数据,确定它们的涵义。解释专家系统具有下列特点:

(1) 系统处理的数据量很大,而且往往是不准确的、有错误的或不完全的。

(2) 系统能够从不完全的信息中得出解释,并能对数据做出某些假设。



(3) 系统的推理过程可能很长、很复杂,因而要求系统具有对自身的推理过程作出解释的能力。

作为解释专家系统的例子有语音理解、图像分析、系统监视、化学结构分析和信号解释等。例如,卫星图像(云图等)分析、集成电路分析、DENDRAL 化学结构分析、ELAS 石油测井数据分析、染色体分类、PROSPECTOR 地质勘探数据解释和丘陵找水等实用系统。

2. 预测专家系统(expert system for prediction)

预测专家系统的任务是通过过去和现在已知状况的分析,推断未来可能发生的情况。预测专家系统具有下列特点:

(1) 系统处理的数据随时间变化,而且可能是不准确和不完全的。

(2) 系统需要有适应时间变化的动态模型,能够从不完全和不准确的信息中得出预报,并达到快速响应的要求。

预测专家系统的例子有气象预报、军事预测、人口预测、交通预测、经济预测和谷物产量预测等。例如,恶劣气候(包括暴雨、飓风、冰雹等)预报、战场前景预测和农作物病虫害预报等专家系统。

3. 诊断专家系统(expert system for diagnosis)

诊断专家系统的任务是根据观察到的情况(数据)来推断出某个对象机能失常(即故障)的原因。诊断专家系统具有下列特点:

(1) 能够了解被诊断对象或客体各组成部分的特性以及它们之间的联系。

(2) 能够区分一种现象及其所掩盖的另一种现象。

(3) 能够向用户提出测量的数据,并从不确切信息中得出尽可能正确的诊断。

诊断专家系统的例子非常多,有医疗诊断、电子机械和软件故障诊断以及材料失效诊断等。用于抗生素治疗的 MYCIN、肝功能检验的 PUFF、青光眼治疗的 CASNET、内科疾病诊断的 INTERNIST-I 和血清蛋白诊断等医疗诊断专家系统;计算机故障诊断系统 DART/DASD;火电厂锅炉给水系统故障检测与诊断系统;雷达故障诊断系统和太空站热力控制系统的故障检测与诊断系统等,都是国内外颇有名气的实例。

4. 设计专家系统(expert system for design)

设计专家系统的任务是根据设计要求,求出满足设计问题约束的目标配置。设计专家系统具有如下特点:

(1) 善于从多方面的约束中得到符合要求的设计结果。

(2) 系统需要检索较大的可能解空间。

(3) 善于分析各种子问题,并处理好子问题之间的相互作用。

(4) 能够试验性地构造出可能设计,并易于对所得设计方案进行修改。

(5) 能够使用已被证明是正确的设计来解释当前新的设计。

设计专家系统涉及电路(如数字电路和集成电路)设计、土木建筑工程设计、计算机结



构设计、机械产品设计和生产工艺设计等。比较有影响的设计专家系统有 VAX 计算机结构设计专家系统 R1(XCOM)、花布立体感图案设计和花布印染专家系统、大规模集成电路设计专家系统以及齿轮加工工艺设计专家系统等。

5. 规划专家系统(expert system for planning)

规划专家系统的任务在于寻找出某个能够达到给定目标的动作序列或步骤。规划专家系统的特点如下:

(1) 所要规划的目标可能是动态的或静态的,因而需要对未来动作做出预测。

(2) 所涉及的问题可能很复杂,因而要求系统能抓住重点,处理好各子目标之间的关系和不确定的数据信息,并通过试验性动作得出可行规划。

规划专家系统可用于机器人规划、交通运输调度、工程项目论证、通信与军事指挥以及农作物施肥方案规划等。比较典型的规划专家系统的例子有军事指挥调度系统、ROPES 机器人规划专家系统、汽车和火车运行调度专家系统以及小麦和水稻施肥专家系统等。

6. 监视专家系统(expert system for monitoring)

监视专家系统的任务在于对系统、对象或过程的行为进行不断观察,并把观察到的行为与其应当具有的行为进行比较,以发现异常情况,发出警报。监视专家系统具有下列特点:

(1) 系统应具有快速反应能力,应在造成事故之前及时发出警报。

(2) 系统发出的警报要有很高的准确性。在需要发出警报时发警报,在不需要发出警报时不得轻易发警报(假警报)。

(3) 系统能够随时间和条件的变化而动态地处理其输入信息。

监视专家系统可用于核电站的安全监视、防空监视与预警、国家财政的监控、传染病疫情监视及农作物病虫害监视与警报等。粘虫测报专家系统是监视专家系统的一个实例。

7. 控制专家系统(expert system for control)

控制专家系统的任务是自适应地管理一个受控对象或客体的全面行为,使之满足预期要求。

控制专家系统的特点为:能够解释当前情况,预测未来可能发生的情况,诊断可能发生的问题及其原因,不断修正计划,并控制计划的执行。也就是说,控制专家系统具有解释、预报、诊断、规划和执行等多种功能。

空中交通管制、商业管理、自主机器人控制、作战管理、生产过程控制和生产质量控制等都是控制专家系统的潜在应用方面。例如,已经对海、陆、空无人驾驶车、生产线调度和产品质量控制等课题进行控制专家系统的研究。



8. 调试专家系统(expert system for debugging)

调试专家系统的任务是对失灵的对象给出处理意见和方法。

调试专家系统的特点是同时具有规划、设计、预报和诊断等专家系统的功能。

调试专家系统可用于新产品或新系统的调试,也可用于维修站对被修设备的调整、测量与试验。在这方面的实例还比较少见。

9. 教学专家系统(expert system for instruction)

教学专家系统的任务是根据学生的特点、弱点和基础知识,以最适当的教案和教学方法对学生进行教学和辅导。

教学专家系统的特点为:

- (1) 同时具有诊断和调试等功能。
- (2) 具有良好的人机界面。

已经开发和应用的教学专家系统有 MACSYMA 符号积分与定理证明系统、计算机程序设计语言和物理智能计算机辅助教学系统以及聋哑人语言训练专家系统等。

10. 修理专家系统(expert system for repair)

修理专家系统的任务是对发生故障的对象(系统或设备)进行处理,使其恢复正常工作。

修理专家系统具有诊断、调试、计划和执行等功能。

ACI 电话和有线电视维护修理系统是修理专家系统的一个应用实例。

此外,还有决策专家系统和咨询专家系统等。

6.1.3 专家系统的结构和建造步骤

1. 专家系统的结构

专家系统的结构是指专家系统各组成部分的构造方法和组织形式。系统结构选择得恰当与否,与专家系统的适用性和有效性密切相关。选择什么结构最为恰当,要根据系统的应用环境和所执行任务的特点而定。例如,MYCIN 系统的任务是疾病诊断与解释,其问题的特点是需要较小的可能空间、可靠的数据及比较可靠的知识,这就决定了它可以采用穷尽检索解空间和单链推理等较简单的控制方法和系统结构。与此不同,HEARSAY-II 系统的任务是进行口语理解。这一任务需要检索巨大的可能解空间,数据和知识都不可靠,缺少问题的比较固定的路线,经常需要猜测才能继续推理等。这些特点决定了 HEARSAY-II 系统必须采用比 MYCIN 更为复杂的系统结构。

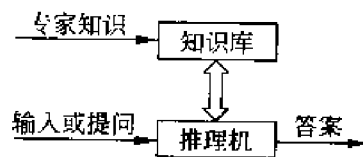


图 6.1 专家系统简化结构图

图 6.1 表示专家系统的简化结构图。图 6.2 则为理想专家系统的结构图。由于每个专家系统所需要完成的任务和特点不尽相同,其系统结

构也不尽相同,一般只具有图中的部分模块。

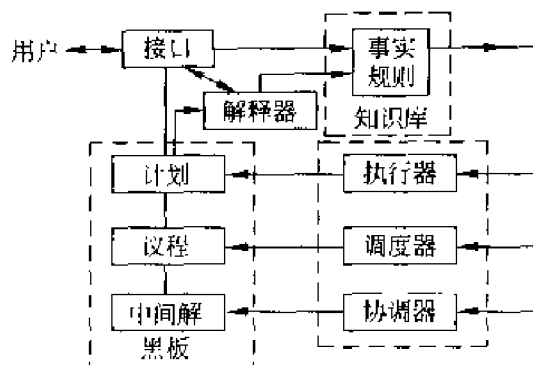


图 6.2 理想专家系统结构图

接口是人与系统进行信息交流的媒介,它为用户提供了直观而方便的交互作用手段。接口的功能是识别与解释用户向系统提供的命令、问题和数据等信息,并把这些信息转化为系统的内部表示形式。另一方面,接口也将系统向用户提出的问题、得出的结果和作出的解释以用户易于理解的形式提供给用户。

黑板是用来记录系统推理过程中用到的控制信息、中间假设和中间结果的数据库。它包括计划、议程和中间解三部分。计划记录了当前问题总的处理计划、目标、问题的当前状态和问题背景。议程记录了一些待执行的动作,这些动作大多是由黑板中已有结果与知识库中的规则作用而得到的。中间解区域中存放着当前系统已产生的结果和候选假设。

知识库包括两部分内容。一部分是已知的与当前问题有关的数据信息;另一部分是进行推理时要用到的一般知识和领域知识。这些知识大多以规则、网络 and 过程等形式表示。

调度器根据系统建造者所给出的控制知识(通常使用优先权办法),从议程中选择一个项作为系统下一步要执行的动作。执行器应用知识库中及黑板中记录的信息,执行调度器所选定的动作。协调器的主要作用就是当得到新数据或新假设时,对已得到的结果进行修正,以保持前后结果的一致性。

解释器的功能是向用户解释系统的行为,包括解释结论的正确性及系统输出其他候选解的原因。为完成这一功能,通常需要利用黑板中记录的中间结果、中间假设和知识库中的知识。

前已指出,专家系统是一种智能计算机程序系统。那么,专家系统的程序与常规的应用程序之间有何不同呢?

一般应用程序与专家系统的区别在于:前者把问题求解的知识隐含地编入程序,而后者则把其应用领域的问题求解知识单独组成一个实体,即为知识库。知识库的处理是通过与知识库分开的控制策略进行的。更明确地说,一般应用程序把知识组织为两级:数据级和程序级;大多数专家系统则将知识组织成三级:数据、知识库和控制。

在数据级上,是已经解决了的特定问题的说明性知识以及需要求解问题的有关事件的当前状态。在知识库级是专家系统的专门知识与经验。是否拥有大量知识是专家系统



成功与否的关键,因而知识表示就成为设计专家系统的关键。在控制程序级,根据既定的控制策略和所求解问题的性质来决定应用知识库中的哪些知识。这里的控制策略是指推理方式,根据是否需要概率信息来决定采用非精确推理还是精确推理。推理方式还取决于所需搜索的程度。

下面我们把专家系统的主要组成部分作一下归纳。

(1) 知识库(knowledge base)

知识库用于存储某领域专家系统的专门知识,包括事实、可行操作与规则等。为了建立知识库,要解决知识获取和知识表示问题。知识获取涉及知识工程师(knowledge engineer)如何从专家那里获得专门知识的问题;知识表示则要解决如何用计算机能够理解的形式表达和存储知识的问题。

(2) 综合数据库(global database)

综合数据库又称为全局数据库或总数据库,它用于存储领域或问题的初始数据和推理过程中得到的中间数据(信息),即被处理对象的一些当前事实。

(3) 推理机(reasoning machine)

推理机用于记忆所采用的规则和控制策略的程序,使整个专家系统能够以逻辑方式协调地工作。推理机能够根据知识进行推理并导出结论,而不是简单地搜索现成的答案。

(4) 解释器(explanator)

解释器能够向用户解释专家系统的行为,包括解释推理结论的正确性以及系统输出其他候选解的原因。

(5) 接口(interface)

接口又称为界面,它能够使系统与用户进行对话,使用户能够输入必要的数据、提出问题 and 了解推理过程及推理结果等。系统则通过接口,要求用户回答提问,并回答用户提出的问题,进行必要的解释。

2. 专家系统的建造步骤

成功地建立系统的关键在于尽早地着手建立系统,从一个比较小的系统开始,逐步扩充为一个具有相当规模和日臻完善的试验系统。

建立系统的一般步骤如下:

(1) 设计初始知识库。知识库的设计是建立专家系统最重要和最艰巨的任务。初始知识库的设计包括:

(a) 问题知识化,即辨别所研究问题的实质,如要解决的任务是什么,它是如何定义的,可否把它分解为子问题或子任务,它包含哪些典型数据等。

(b) 知识概念化,即概括知识表示所需要的关键概念及其关系,如数据类型、已知条件(状态)和目标(状态)、提出的假设以及控制策略等。

(c) 概念形式化,即确定用来组织知识的数据结构形式,应用人工智能中各种知识表示方法把与概念化过程有关的关键概念、子问题及信息流特性等变换为比较正式的表达,它包括假设空间、过程模型和数据特性等。

(d) 形式规则化,即编制规则、把形式化了的的知识变换为由编程语言表示的可供

计算机执行的语句和程序。

(e) 规则合法化,即确认规则化了的知识的合理性,检验规则的有效性。

(2) 原型机(prototype)的开发与试验。在选定知识表达方法之后,即可着手建立整个系统所需要的实验子集,它包括整个模型的典型知识,而且只涉及与试验有关的足够简单的任务和推理过程。

(3) 知识库的改进与归纳。反复地对知识库及推理规则进行改进试验,归纳出更完善的结果。经过相当长时间(例如数月甚至两三年)的努力,使系统在一定范围内达到人类专家的水平。

这种设计与建立步骤如图 6.3 所示。

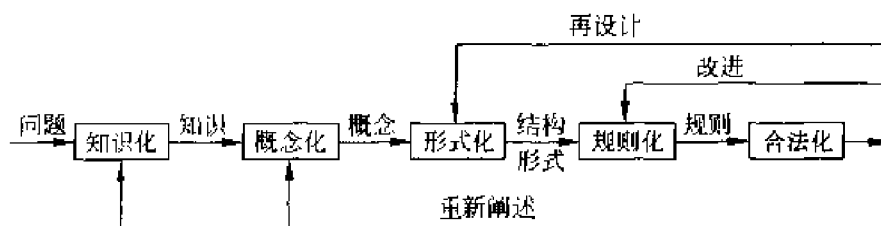


图 6.3 建立专家系统的步骤

6.2 基于规则的专家系统

在上一节中,按照专家系统求解问题的性质和任务,我们把它们分为 10 种类型。从本节起,将根据专家系统的工作机理和结构,逐一讨论基于规则的专家系统、基于框架的专家系统和基于模型的专家系统。本节介绍基于规则的专家系统。

1. 基于规则的专家系统的工作模型

产生式系统的思想比较简单,然而却十分有效。产生式系统是专家系统的基础,专家系统就是从产生式系统发展而成的。基于规则的专家系统是一个计算机程序,该程序使用一套包含在知识库内的规则对工作存储器内的具体问题信息(事实)进行处理,通过推理机推断出新的信息。其工作模型如图 6.4 所示。

从图 6.4 可见,一个基于规则的专家系统采用下列模块来建立产生式系统的模型:

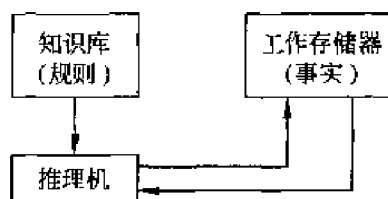


图 6.4 基于规则的工作模型

(1) 知识库。以一套规则建立人的长期存储器模型。

(2) 工作存储器。建立人的短期存储器模型,存放问题事实和由规则激发而推断出的新事实。

(3) 推理机。借助于把存放在工作存储器内的问题事实和存放在知识库内的规则结合起来,建立人的推理模型,以推断出新的信息。推理机作为产生式系统模型的推理模



块,并把事实与规则的先决条件(前项)进行比较,确定哪条规则能够被激活。通过这些激活规则,推理机把结论加进工作存储器,并进行处理,直到再没有其他规则的先决条件能与工作存储器内的事实相匹配为止。

基于规则的专家系统不需要一个人类问题求解的精确匹配,而能够通过计算机提供一个复制问题求解的合理模型。

2. 基于规则的专家系统的结构

一个基于规则的专家系统的完整结构如图 6.5 所示。其中,知识库、推理机和工作存储器是构成本专家系统的核心,如上面(1)、(2)、(3)所述。其他组成部分或子系统如下:

(4) 用户界面(接口)。用户通过该界面来观察系统,并与系统对话(交互)。

(5) 开发(者)界面。知识工程师通过该界面对专家系统进行开发。

(6) 解释器。对系统的推理提供解释。

(7) 外部程序。如数据库、扩展盘和算法等,对专家系统的工作起支持作用。它们应易于被专家系统所访问和使用。

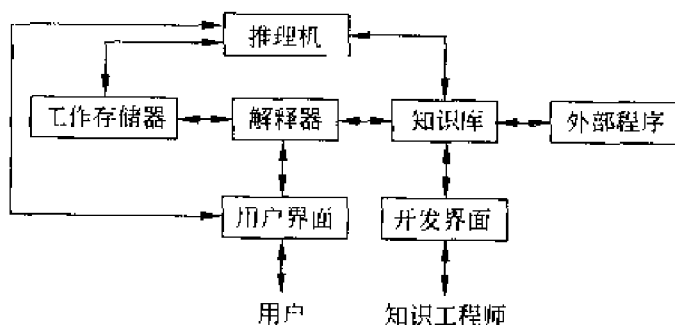


图 6.5 基于规则的专家系统的结构

所有专家系统的开发软件,包括外壳和库语言,都将为系统的用户和开发者提供不同的界面。用户可以使用简单的逐字逐句的指示或交互图示。在系统开发过程中,开发者可以采用原码方法或者被引导至一个灵巧的编辑器。

解释器的性质取决于所选择的开发软件。大多数专家系统外壳(工具)只提供有限的解释能力,诸如,为什么提这些问题以及如何得到某些结论。库语言方法对系统解释器有更好的控制能力。

基于规则的专家系统已有数十年的开发和应用历史,并已被证明是一种有效的技术。专家系统开发工具的灵活性可以极大地减少基于规则的专家系统的开发时间。尽管在 20 世纪 90 年代专家系统已向面向目标的设计发展,但是基于规则的专家系统仍然继续发挥着重要的作用。基于规则的专家系统具有许多优点和不足之处,在设计开发专家系统时,使开发工具与求解问题匹配是十分重要的。

6.3 基于框架的专家系统

第 2 章第 5 节已对框架的构成、表示和推理作了介绍。框架是一种结构化表示方法,它由若干个描述相关事物各方面及其概念的槽构成,每个槽拥有若干侧面,每个侧面又可

拥有若干个值。

1. 面向目标的编程与基于框架的设计

基于框架的专家系统建立在框架的基础之上。一般概念存放在框架内,而该概念的一些特例则被表示在其他框架内并含有实际的特征值。基于框架的专家系统采用了面向目标的编程技术,以提高系统的能力和灵活性。现在,基于框架的设计和面向目标的编程共享许多特征,以至于在应用“目标”和“框架”这两个术语时,往往引起某些混淆。

而面向目标的编程涉及其所有数据结构均以目标形式出现。每个目标含有两种基本信息,即描述目标的信息和说明目标能够做些什么的信息。应用专家系统的术语来说,每个目标具有陈述知识和过程知识。面向目标的编程为表示实际世界目标提供了一种自然的方法。我们观察的世界,一般都是由物体组成的,如小车、鲜花和蜜蜂等。

在设计基于框架的系统时,专家系统的设计者们把目标叫做框架。现在,从事专家系统开发的研究者和应用者,已交替使用这两个术语而不产生混淆。

2. 基于框架的专家系统的结构

与基于规则的专家系统的定义类似,基于框架的专家系统是个计算机程序,该程序使用一组包含在知识库内的框架对工作存储器内的具体问题信息进行处理,通过推理机推断出新的信息。这里,采用框架而不是采用规则来表示知识。框架提供一种比规则更丰富的获取问题知识的方法,不仅提供某些目标的包描述,而且还规定该目标如何工作。

为了说明设计和表示框架中的某些知识值,让我们考虑如图 6.6 所示的人类框架结构。图中,每个圆看做是面向目标系统中的一个目标,而在基于框架的系统中看做是一个框架。用基于框架系统的术语来说,存在孩子对父母的特征,以表示框架间的自然关系。例如,约翰是父辈“男人”的孩子,而“男人”又是“人类”的孩子。

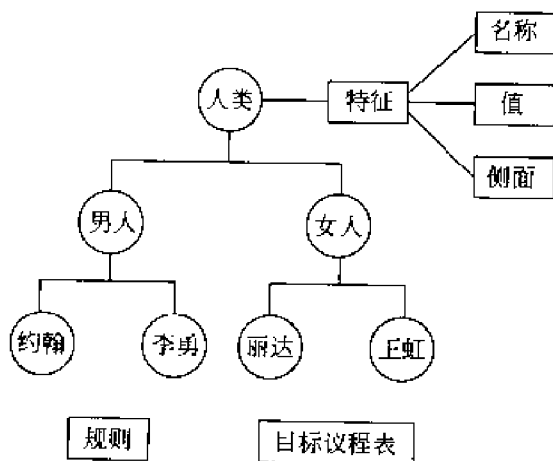


图 6.6 人类的框架分层结构

在图 6.6 中,最顶部的框架表示“人类”这个抽象的概念,通常称之为类(class)。附着于这个类框架的是“特征”,有时称为槽(slots),是一个这类物体一般属性的表列。附着



于该类的所有下层框架将继承所有特征。每个特征有它的名称和值,还可能有一组侧面,以提供更进一步的特征信息。一个侧面可用于规定对特征的约束,或者用于执行获取特征值的过程,或者在特征值改变时做些什么。

图 6.6 的中层是两个表示“男人”和“女人”这种不太抽象概念的框架,它们自然地附属于其前辈框架——“人类”。这两个框架也是类框架,但附属于其上层类框架,所以称为子类(subclass)。底层的框架附属于其适当的中层框架,表示具体的物体,通常称为例子(instances),它们是其前辈框架的具体事物或例子。

这些术语——类、子类和例子(物体)用于表示对基于框架系统的组织。从图 6.6 中还可以看到,某些基于框架的专家系统还采用一个目标议程表(goal agenda)和一套规则。该议程表仅提供要执行的任务表列。规则集合则包括强有力的模式匹配规则,它能够通过搜索所有框架而寻找支持信息,从整个框架世界进行推理。

更详细地说,“人类”这个类的名称为“人类”,其子类为“男人”和“女人”,其特征有年龄、腿数、居住地、期望寿命等。子类和例子也有相似的特征。这些特征都可以用框架来表示。

3. 基于框架的专家系统的一般设计方法

基于框架的专家系统的主要设计步骤与基于规则的专家系统相似。它们都依赖于对相关问题的理解,从而能够提供对问题的洞察,采用最好的系统结构。对于基于规则的系统,需要得到组织规则和结构以求解问题的基本思想和方法。对于基于框架的系统,需要了解各种物体是如何相互关联并用于求解问题的。在设计初期,就要为课题选好正确的编程语言或支撑工具(外壳等)。

对于任何类型的专家系统,其设计是个高度交互的过程。开始时,开发一个小的有代表性的原型(prototype)以证明课题的可行性。然后对这个原型进行试验,获得课题进行的思想,涉及系统的扩展、存在知识的深化和对系统的改进,使系统变得更聪明。

设计上述两种专家系统的主要差别在于如何看待和使用知识。对于基于规则的专家系统,把整个问题看做是被简练地表示的规则,每条规则获得问题的一些启发信息。这些规则的集合概括并体现了专家对问题的全面理解。设计者的工作就是编写每条规则,使它们在逻辑上抓住专家的理解和推理。在设计基于框架的专家系统时,对问题的看法截然不同。要把整个问题和每件事想像为编织起来的事物。在第一次会见专家之后,要采用一些非正式方法(如黑板、记事本等),列出与问题有关的事物。这些事物可能是有形的实物(如汽车、风扇、电视机等),也可能是抽象的东西(如观点、故事、印象等),它们代表了专家所描述的主要问题及其相关内容。

在辨识事物之后,下一步是寻找把这些事物组织起来的方法,包括:把相似的物体一起收集进类-例关系中,规定事物相互通信的各种方法等。然后,就应该能够选择一种框架结构以适合问题的需求。这种框架不仅应提供对问题的自然描述,而且应能够提供系统实现的方法。

开发基于框架的专家系统的主要任务如下:

- (1) 定义问题,包括对问题和结论的考察与综述。

- (2) 分析领域,包括定义事物、事物特征、事件和框架结构。
- (3) 定义类及其特征。
- (4) 定义例及其框架结构。
- (5) 确定模式匹配规则。
- (6) 规定事物通信方法。
- (7) 设计系统界面。
- (8) 对系统进行评价。
- (9) 对系统进行扩展,深化和扩宽知识。

基于框架的专家系统能够提供基于规则的专家系统所没有的特征,如继承、侧面、信息通信和模式匹配规则等,因而也就提供了一种更加强大的开发复杂系统的工具。也就是说,基于框架的专家系统具有比基于规则的专家系统更强的功能,适用于解决更复杂的问题。

6.4 基于模型的专家系统

1. 基于模型的专家系统的提出

关于人工智能的研究内容有着各种不同的看法。有一种观点认为:人工智能是对各种定性模型(物理的、感知的、认识的和社会的系统模型)的获得、表达及使用的计算方法进行研究的学问。根据这一观点,一个知识系统中的知识库是由各种模型综合而成的,而这些模型又往往是定性的模型。由于模型的建立与知识密切相关,所以有关模型的获取、表达及使用自然包括知识获取、知识表达和知识使用。所说的模型概括了定性的物理模型和心理模型等。以这样的观点来看待专家系统的设计,可以认为一个专家系统是由一些原理与运行方式不同的模型综合而成的。

采用各种定性模型来设计专家系统,其优点是显而易见的。一方面,它增加了系统的功能,提高了性能指标;另一方面,可独立地深入研究各种模型及其相关问题,把获得的结果用于改进系统设计。有一个利用4种模型的专家系统开发工具 PESS(purity expert system)。这4种模型为:基于逻辑的心理模型、神经网络模型、定性物理模型以及可视知识模型。这4种模型不是孤立的,PESS支持用户将这些模型进行综合使用。基于这些观点,已完成了以神经网络为基础的核反应堆故障诊断专家系统及中医医疗诊断专家系统,为克服专家系统中知识获取这一瓶颈问题提供了一种解决途径。定性物理模型则提供了对深层知识及推理的描述功能,从而提高了系统的问题求解与解释能力。至于可视知识模型,既可有效地利用视觉知识,又可在系统中利用图形来表达人类知识,并完成人机交互任务。

前面讨论过的基于规则的专家系统和基于框架的专家系统都是以逻辑心理模型为基础的,是采用规则逻辑或框架逻辑,并以逻辑作为描述启发式知识的工具而建立的计算机程序系统。综合各种模型的专家系统无论在知识表示、知识获取还是知识应用上都比那些基于逻辑心理模型的系统具有更强的功能,从而有可能显著改进专家系统的设计。

在诸多模型中,人工神经网络模型的应用最为广泛。早在1988年,就有人把神经网络应用于专家系统,使传统的专家系统得以发展。

2. 基于神经网络的专家系统

神经网络模型从知识表示、推理机制到控制方式,都与目前专家系统中的基于逻辑的心理模型有着本质的区别。知识从显式表示变为隐式表示,这种知识不是通过人的加工转换成规则,而是通过学习算法自动获取的。推理机制从检索和验证过程变为网络上隐含模式对输入的竞争。这种竞争是并行的和针对特定特征的,并把特定论域输入模式中各个抽象概念转化为神经网络的输入数据,以及根据论域特点适当地解释神经网络的输出数据。

如何将神经网络模型与基于逻辑的心理模型相结合是值得进一步研究的课题。从人类求解问题来看,知识存储与低层信息处理是并行分布的,而高层信息处理则是顺序的。演绎与归纳是不可少的逻辑推理,两者结合起来能够更好地表现人类的智能行为。从综合两种模型的专家系统的设计来看,知识库由一些知识元构成,知识元可以是一个神经网络模块,也可以是一组规则或框架的逻辑模块。只要对神经网络的输入转换规则和输出解释规则给予形式化表达,使之与外界接口及系统所用的知识表达结构相似,则传统的推理机制和调度机制就都可以直接应用到专家系统中去,神经网络与传统专家系统的集成,协同工作,优势互补。根据侧重点的不同,其集成有三种模式:

(1) 神经网络支持专家系统。以传统的专家系统为主,以神经网络的有关技术为辅。例如对专家提供的知识和样例,通过神经网络自动获取知识。又如运用神经网络的并行推理技术以提高推理效率。

(2) 专家系统支持神经网络。以神经网络的有关技术为核心,建立相应领域的专家系统,采用专家系统的相关技术完成解释等方面的工作。

(3) 协同式的神经网络专家系统。针对较大的复杂问题,将其分解为若干子问题,针对每个子问题的特点,选择用神经网络或专家系统加以实现,在神经网络和专家系统之间建立一种耦合关系。

图6.7表示一种神经网络专家系统的基本结构。其中,自动获取模块输入、组织并存储专家提供的学习实例、选定神经网络的结构、调用神经网络的学习算法,为知识库实现知识获取。当新的学习实例输入后,知识获取模块通过对新实例的学习,自动获得新的网络权值分布,从而更新了知识库。

下面我们讨论神经网络专家系统的几个问题:

(1) 神经网络的知识表示是一种隐式表示,是把某个问题领域的若干知识彼此关联地表示在一个神经网络中。对于组合式专家系统,同时采用知识的显式表示和隐式表示。

(2) 神经网络通过实例学习实现知识自动获取。领域专家提供学习实例及其期望

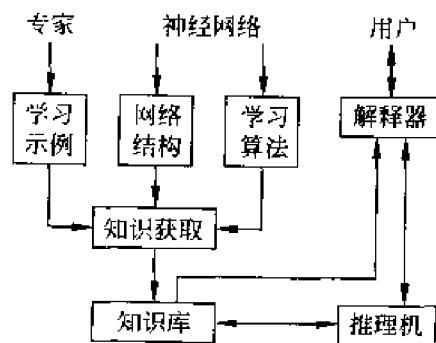


图 6.7 神经网络专家系统的基本结构

解,神经网络学习算法不断修改网络的权值分布。经过学习纠错而达到稳定权值分布的神经网络,就是神经网络专家系统的知识库。

(3) 神经网络的推理是一个正向非线性数值计算过程,同时也是一种并行推理机制。由于神经网络各输出节点的输出是数值,因而需要一个解释器对输出模式进行解释。

(4) 一个神经网络专家系统可用加权有向图来表示,或用邻接权矩阵来表示,因此,可把同一知识领域的几个独立的专家系统组合成更大的神经网络专家系统,只要把各个子系统之间有连接关系的节点连接起来即可。组合神经网络专家系统能够提供更多的学习实例,经过学习训练能够获得更可靠、更丰富的知识库。与此相反,若把几个基于规则的专家系统组合成更大的专家系统,由于各知识库中的规则是各自确定的,因而组合知识库中的规则冗余度和不一致性都较大。也就是说,各子系统的规则越多,组合的大系统知识库越不可靠。

6.5 新型专家系统

近年来,在讨论专家系统的利弊时,有些人工智能学者认为:专家系统发展出的知识库思想是很重要的,它不仅促进了人工智能的发展,而且对整个计算机科学的发展影响甚大。不过,基于规则的知识库思想却限制了专家系统的进一步发展。

发展专家系统不仅要采用各种定性模型,而且要运用人工智能和计算机技术的一些新思想与新技术,如分布式、协同式和学习机制等。

6.5.1 新型专家系统的特征

新型专家系统具有下列特征:

1. 并行与分布处理

基于各种并行算法,采用各种并行推理和执行技术,适合在多个处理器的硬件环境中工作,即具有分布处理的功能,是新型专家系统的一个特征。系统中的多处理器应该能够同步地并行工作,但更重要的是它还应能作异步并行处理。可以根据数据驱动或要求驱动的方式实现分布在各处理器上的专家系统的各部分间的通信和同步。专家系统的分布处理特征要求专家系统做到功能合理、均衡地分布,以及知识和数据适当地分布,着眼点主要在于提高系统的处理效率和可靠性等。

2. 多专家系统协同工作

为了拓广专家系统解决问题的领域或使一些互相关联的领域能用一个系统来解题,提出了所谓协同式专家系统(synergetic expert system)的概念。在这种系统中,有多个专家系统协同合作。各子专家系统之间可以互相通信,一个(或多个)子专家系统的输出可能就是另一个子专家系统的输入,有些子专家系统的输出还可作为反馈信息输入到自身或其先辈系统中去,经过迭代求得某种“稳定”状态。多专家系统的协同合作自然也可在分布的环境中工作,但其着眼点主要在于通过多个子专家系统协同工作,以扩大整体专



家系统的解题能力,而不像分布处理特征那样主要是为了提高系统的处理效率。

3. 高级语言和知识语言描述

为了建立专家系统,知识工程师只需用一种高级专家系统描述语言对系统进行功能、性能以及接口描述,并用知识表示语言描述领域知识,专家系统生成系统就能自动或半自动地生成所要的专家系统。这包括自动或半自动地选择或综合出一种合适的知识表示模式,把描述的知识形成一个知识库,并随之形成相应的推理执行机构、解释机构、用户接口以及学习模块等。

4. 具有自学习功能

新型专家系统应提供高级的知识获取与学习功能。应提供合用的知识获取工具,而对知识获取这个“瓶颈”问题有所突破。这种专家系统应该能够根据知识库中已有的知识和用户对系统提问的动态应答,进行推理以获得新知识,总结新经验,从而不断扩充知识库,这即是所谓的自学习机制。

5. 引入新的推理机制

现存的大部分专家系统只能作演绎推理。在新型专家系统中,除演绎推理之外,还应具有归纳推理(包括联想、类比等推理)、各种非标准逻辑推理(例如非单调逻辑推理、加权逻辑推理等)以及各种基于不完全知识和模糊知识的推理等等,在推理机制上应有一个突破。

6. 具有自纠错和自完善能力

为了排错必须首先有识别错误的能力,为了完善必须首先有鉴别优劣的标准。有了这种功能和上述的学习功能之后,专家系统就会随着时间的推移,通过反复运行不断地修正错误,不断完善自身,并使知识越来越丰富。

7. 先进的智能人机接口

理解自然语言,实现语声、文字、图形和图像的直接输入输出是如今人们对智能计算机提出的要求,也是对新型专家系统的重要期望。这一方面需要硬件的有力支持,另一方面应该看到,先进的软件技术将使智能接口的实现大放异彩。

以上罗列了一些对新型专家系统的特征要求。应该说要完全实现它们并非一个短期任务。下面我们简略地介绍两种在单项指标上满足上述特征要求的专家系统的设计思想。

6.5.2 分布式专家系统

这种专家系统具有分布处理的特征,其主要目的在于把一个专家系统的功能经分解以后分布到多个处理器上去并行地工作,从而在总体上提高系统的处理效率。它可以工作在紧耦合的多处理器系统环境中,也可工作在松耦合的计算机网络环境里,所以其总体

结构在很大程度上依赖于其所在的硬件环境。为了设计和实现一个分布式专家系统,一般需要解决下述几个问题:

1. 功能分布

即把分解得到的系统各部分功能或任务合理、均衡地分配到各处理节点上去。每个节点上实现一个或两个功能,各节点合在一起作为一个整体完成一个完整的任务。功能分解“粒度”的粗细要视具体情况而定。分布系统中节点的多少以及各节点上处理与存储能力的大小是确定分解粒度的两个重要因素。

2. 知识分布

根据功能分布的情况把有关知识经合理划分后分配到各处理节点上。一方面,要尽量减少知识的冗余,以避免可能引起的知识的不一致性;另一方面,又需要一定的冗余以求得处理上的方便和系统的可靠性。可见,这里需要解决一个合理地综合权衡的问题。

3. 接口设计

各部分间接口的设计目的是要使各部分之间互相通信和同步容易进行,在能保证完成总的任务的前提下,要尽可能地使各部分之间互相独立,各部分之间的联系越少越好。

4. 系统结构

这项工作一方面依赖于应用的环境与性质,另一方面依赖于其所处的硬件环境。

如果领域问题本身具有层次性,例如企业的分层决策管理问题,这时系统的最适宜的结构是树形的层次结构。这样,系统的功能分配与知识分配就很自然,也很容易进行,而且也符合分层管理或分级安全保密的原则。当同级模块间需要讨论问题或解决分歧时都通过它们的直接上级进行。下级服从上级,上级对下级具有控制权,这就是各模块集成为系统的组织原则。

对星形结构的系统而言,中心与外围节点之间的关系可以不是上下级关系,而把中心设计成一个公用的知识库和可供进行问题讨论的“黑板”(或公用邮箱),大家都既可以往“黑板”上写各种消息或意见,也可以从“黑板”上提取各种信息。而各模块之间则不允许避开“黑板”面直接交换信息。其中的公用知识库一般只允许大家从中获取知识,而不允许各个模块随便修改其中内容。甚至公用知识库的使用也通过“黑板”的管理机构进行,这时各模块直接见到的只有“黑板”,它们只能与“黑板”进行交互,而各模块之间是互相不见面的。

如果系统的节点分布在一个互相距离并不远的地区内,而节点上用户之间独立性较大且使用权相当,则把系统设计成总线结构或环形结构是比较合适的。各节点之间可以通过互传消息的方式讨论问题或请求帮助(协助),最终的裁决权仍在本节点。因此这种结构的各个节点都有一个相对独立的系统,基本上可以独立工作,只在必要时请求其他节点帮助或给予其他节点咨询意见。这种结构没有“黑板”,要讨论问题比较困难。不过这时可用通过广播式向其他所有节点发消息的办法来弥补这个缺陷。

根据具体的要求和存在的条件,系统也可以是网状的,这时系统的各模块之间采用消息传递的方法互相通信和合作。

5. 驱动方式

系统的结构一旦确定以后,系统中各模块应该以什么方式来驱动的问题必须很好地加以研究。一般下列几种驱动方式都是可供选择的:

(1) 控制驱动

即当需要某模块工作时,就直接将控制转到该模块,或将它作为一个过程直接调用它,使它立即工作。这是最常用的一种驱动方式,实现方便,但并行性往往受到影响,因为被驱动模块是被动地等待驱动命令的,有时即使其运行条件已经具备,若没有从其他模块来的驱动命令,其自身也不能自动开始工作。为了克服这个缺点,可采用下述数据驱动方式。

(2) 数据驱动

一般一个系统的模块功能都是根据一定的输入,启动模块进行处理以后,给出相应的输出。所以在一个分布式专家系统中,一个模块只要当它所需的所有输入(数据)已经具备以后即可自行启动工作;然后,把输出结果送到各自该去的模块,而并不需要有其他模块来明确地命令它工作。这种驱动方式可以发掘可能的并行处理,从而达到高效运行。在这种驱动方式下,各模块之间只有互传数据或消息的联系,其他操作都局部于模块进行,因此也是面向对象的系统的一个工作特征。

这种一旦模块的输入数据齐备以后模块就自行启动工作的数据驱动方式可能会出现不根据需求盲目产生很多暂时用不上的数据的现象,从而造成“数据积压问题”。为此,提出了下述“需求驱动”的方式。

(3) 需求驱动

这种驱动方式亦称“目的驱动”,是一种自顶向下的驱动方式。从最顶层的目标开始,为了驱动一个目标工作可能需要先驱动若干子目标,为了驱动各个子目标,可能又要分别驱动一些子目标,如此层层驱动下去。与此同时,又按数据驱动的原则让数据(或其他条件)具备的模块进行工作,输出相应的结果并送到各自该去的模块。这样,把对其输出结果的要求和其输入数据的齐备两个条件复合起来作为最终驱动一个模块的先决条件,这样既可达到系统处理的并行性,又可避免数据驱动时由于盲目产生数据而造成的“数据积压”的弊病。

(4) 事件驱动

这是比数据驱动更为广义的一个概念。一个模块的输入数据的齐备可认为仅仅是一种事件。此外,还可以有其他各种事件,例如某些条件得到满足或某个物理事件发生等等。当采用这种事件驱动方式时,各个模块都要规定使它开始工作所必需的一个事件集合。所谓事件驱动即是当且仅当模块的相应事件集合中所有事件都已发生时,才能驱动该模块开始工作;否则,只要其中有一个事件尚未发生,模块就要等待,即使模块的输入数据已经全部齐备也不行。由于事件的含义很广,所以事件驱动广义地包含了数据驱动与需求驱动等。



6.5.3 协同式专家系统

当前存在的大部分专家系统,在规定的专业领域内它是一个“专家”,但一旦越出特定的领域,系统就可能无法工作。

一般专家系统解题的领域面很窄,所以单个专家系统的应用局限性很大,很难获得满意的应用。协同式多专家系统是克服一般专家系统的局限性的一个重要途径。协同式多专家系统亦可称为“群专家系统”,表示能综合若干个相近领域或一个领域的多个方面的子专家系统互相协作共同解决一个更广领域问题的专家系统。例如,一种疑难病症需要多个专科医生的会诊,一个复杂系统(如导弹与舰船等)的设计需要多种专家和工程师的合作等等。在现实世界中,对这种协同式多专家系统的需求是很多的。这种系统有时与分布式专家系统有些共性,因为它们都可能涉及多个子专家系统。但是,这种系统更强调子系统之间的协同合作,而不着重于处理的分布和知识的分布。所以协同式专家系统不像分布式专家系统,它并不一定要求有多个处理机的硬件环境,而且一般都是在同一个处理机上实现各个子专家系统的。为了设计与建立一个协同式多专家系统,一般需要解决下述几个问题:

1. 任务的分解

根据领域知识,将确定的总任务合理地分解成几个分任务(各分任务之间允许有一定的重叠),分别由几个分专家系统来完成。应该指出,这一步十分依赖于领域问题,一般主要应由领域专家来讨论决定。

2. 公共知识的导出

把解决各分任务所需知识的公共部分分离出来形成一个公共知识库,供各子专家系统共享。对解决各分任务专用的知识则分别存放在各子专家系统的专用知识库中。这种对知识有分有合的存放方式,既避免了知识的冗余,也便于维护和修改。

3. 讨论方式

目前很多作者主张采用“黑板”作为各分系统进行讨论的“园地”。这里所谓的“黑板”其实就是一个设在内存中可供各子系统随机存取的存储区。为了保证在多用户环境下黑板中的数据或信息的一致性,需要采用管理数据库的一些手段(例如并发控制等技术)来管理它,使用它,因此黑板有时也称为“中间数据库”。

有了黑板以后,一方面,各子系统可以随时从黑板上了解其他子系统对某问题的意见,获取它所需要的各种信息;另一方面,各子系统也可以随时将自己的“意见”发表在黑板上,供其他专家系统参考,从而达到互相交流情况和讨论问题的目的。

4. 裁决问题

这个问题的解决办法往往十分依赖于问题本身的性质。例如,

(1) 若问题是一个是非选择题,则可采用表决法或称少数服从多数法,即以多数分专



家系统的意见作为最终的裁决。或者采用加权平均法,即不同的分系统根据其对解决该问题的权威程度给予不同的权。

(2) 若问题是一个评分问题,则可采用加权平均法、取中数法或最大密度法决定对系统的评分。

(3) 若各分专家系统所解决的任务是互补的,则正好可以互相补充各自的不足,互相配合起来解决问题。每个子问题的解决主要听从“主管分系统”的意见,因此,基本上不存在仲裁的问题。

5. 驱动方式

这个问题是与分布数据库中要考虑的相应问题相一致的。尽管协同式多专家系统、各子系统可能工作在一个处理机上,但仍存在以什么方式将各子系统根据总的要求激活执行的问题,即所谓驱动方式问题。一般在分布式专家系统中介绍的几种驱动方式对协同式多专家系统仍然是可用的。

因此,有必要对上述问题进一步开展讨论,以促进专家系统的研究与发展。

6.6 专家系统设计

下面以设计一个基于规则的维修咨询系统为例来说明专家系统的设计过程。这一过程包括描述专家知识、应用知识和解释决策等。在设计该专家系统时,使用了专家系统设计工具 EXPERT。

6.6.1 专家知识的描述

按照 EXPERT 表达知识的方式,在系统设计过程中主要利用以下三个表达成分:假设或结论、观测或观察、推理或决策规则。在 EXPERT 中,观测和假设之间是有严格区分的。观测是观察或量测,它的值可以是“真(T)”、“假(F)”、数字或“不知道”等形式。假设是由系统推理得到的可能结论。通常,假设附有不确定性的量度。推理或决策规则表示成产生式规则。

在其他一些系统如 MYCIN 或 PROSPECTOR 中,利用其他方法来描述假设或观测。它们把假设和观测表示为一个由对象、属性、值组成的三元组。例如,若要用三元组的形式来表示“这辆汽车的颜色是绿色的”,那么对象就是汽车,属性是颜色,值是绿色。用三元组来表示假设和观测比这里所用的方法在结构上组织得更好些。但在分类系统中,这两种方法都经常被使用。用逻辑上的术语来说,EXPERT 大部分是在较简单的命题逻辑水平上,而 MYCIN 和 PROSPECTOR 则包括许多谓词逻辑水平的表达式。

1. 结论的表示

首先来研究假设或由系统推理可能得到的结论。这些结论规定了所涉及的专门知识的范围。例如,在医疗系统中,这些结论可能是诊断或对治疗方法的建议。在许多其他情况下,这些结论可以表示各种建议或解释。取决于所作的观察或量测,一个假设可能附有



不同程度的不确定性。在 EXPERT 中,每个假设用简写的助记符号和用自然语言(中文、英语或其他设计者希望使用的语言)写的正式的说明语句来表示。助记符号用于编写决策规则时引用假设。虽然在比较复杂的系统中,我们可以在假设中规定层次的关系,但最简单形式的假设却是用一个表来表示的。例如,可以用一个表来表示有关汽车修理的问题。

FLOOD 汽缸里的汽油过多,阻碍了点火,简称汽缸被淹

CHOKE 汽门堵塞

EMPTY 无燃料

FILT 燃料过滤器阻塞

CAB 电池电缆松脱或锈蚀

BATD 蓄电池耗尽

STRTR 启动器工作不正常

设计过程中的一个主要目标是总结出专家的推理过程,不但以代表专家的最后结论或假设进行推理,而且以中间假设或结论进行推理,这是很重要的。通常,中间假设或结论是许多有关量测的总结,或者就是某个重要证据的定性概括。利用这些定义的中间假设和结论可以使推理过程更为清楚和有效。以一组比较小的中间假设进行推理比用一组大得多的包括所有可能观测的组合来推理要容易得多。例如,可能有许多种燃料系统方面的问题,可以建立一个中间假设 FUEL 来概括燃料系统出现的各种问题。在推理规则中可以引用这些中间假设。在所讨论的例子中,被定义的中间假设除了 FUEL 以外还有表示电气系统方面问题的 ELEC。概括起来:

中间假设:

FUEL 燃料系统方面的问题

ELEC 电气系统方面的问题

2. 观测的表示

观测是得到结论所需要的观察或量测结果。它们通常可以用逻辑值:真(T),假(F)或“不知道”,或用数字来表示。在交互式系统中,一般包括向使用者询问信息的系统;如果可以从仪表直接读数或从另外的程序送来结果,那么也可以不需要使用者的直接干预而记录观测。如果以向使用者询问的方法来记录观测,可以用有关的主题来组织观测,以便使询问进行得更为有效。把问题组织成菜单那样的编组是一种很有效的方法。这种方法把问题按主题组织成选择题、对照表或用数字回答的问题。选择题下面列有对问题的可能答案,使用者根据具体情况从中选择一个。对照表是一组问题,在这组问题范围内,任何数量的回答都是允许的。对问题只需要做“是”或“非”回答的是非题,也是一种很有效的询问方法。对组织问题的主题来说,这些简单的问题结构经常是很合适的,因为这对使用者很方便。下面是一些表示如何组织问题的例子:

选择题

汽化器中汽油的气味

NGAS 无气味

MGAS 正常

LGAS 气味很浓

对照表

问题种类

FCWS 汽车不能启动

FOTH 汽车有其他毛病

数字类型问题

TEMP 室外温度(华氏)

是非题

EGAS 油表读数为空

在某些系统中,把观测按照假设那样来处理,每个观测都附有一个可信度等级。例如,使用者可以说明温度为 55℃ 的可信程度为 90%,或在汽化器里汽油气味是正常的可信程度为 70%。

虽然观测可以表达推理规则的前项所需的大多数信息,但是在某些情况下,系统设计师可能发现必须包括更多、更详细的过程知识。事实上,系统必须调用一个子程序,这个子程序将产生一个观测。

3. 推理规则的代表

总的来说,产生式规则是决策规则最为常用的表示形式。这些 IF-THEN 形式的规则用来编译专家凭经验所形成的推理过程。产生式规则可以根据观测和假设之间的逻辑关系分成三类:

(1) 从观测到观测的规则(FE 规则)

FE 规则规定那些可从已确定的观测直接推导出来的观测的真值。因为通过把观测和假设相组合可以描述功能更强的产生式规则形式。一般 FE 规则只是局限于建立对问题顺序的局部控制。FE 规则规定那些真值已被确定的观测与其他一些真值还来确定的观测之间的可信度的逻辑关系。如果利用 FE 规则,根据对先前问题的回答就可以确定对问题的解答,那么就可以避免询问不必要的问题。在问题调查表中,问题的排列是从一般的问题到专门的问题。可以构成一个问题调查表,这个表把问题分成组,以便可以严格地按顺序从头到尾地询问这些问题。然后,可以在任何给定的阶段,规定条件分支,这些条件分支取决于对问题调查表的先前部分的回答。

(2) 从观测到假设的规则(FH 规则)

在许多用于分类的专家系统中,产生式规则被设计成可对产生式结论的可信程度进行量度。通常,可信度量测是一个从 -1 到 +1 之间的数值。对这个数值数学上的限制比对概率量测的限制要少。数值 -1 表示结论完全不可信,而 +1 表示完全可信。0 表示还没有决定或不知道结论的可信度。可信度量测和概率之间的主要区别在于,如何划分假设的可信度的陈述与假设的不可信度的陈述。按概率论,一个假设的概率总是等于 1 减去这个假设的“否定”的概率。可信度可以不必依靠对使用概率的分析,而比较自由地对规则赋予可信度。



与不用可信度量测相比较,应用可信度量测的优点是可以更简洁地表达专家的知识。当然,也有一些应用场合,不用可信度量测或只用完全肯定和完全否定的假设,也可以很好地解决问题。

(3) 从假设到假设的规则(HH 规则)

HH(从假设到假设)规则用来规定假设之间的推理。与 EMYCIN 和 PROSPECTOR 不同,在 EXPERT 中,HH 规则所规定的假设被赋予一个固定范围的可信度。

这里所讨论的汽车修理咨询系统只是一个实验系统,所包含的规则数量不多,而实际的专家系统经常有几百甚至几千条规则。从提高效率、实现模块化以及容易描述等实际考虑出发,在产生式规则中增加了描述性的成分:上下文。上下文把某一组规则的使用范围限制在一个专门的情况下。只有当先决条件被满足时,这一组规则才能被考虑使用。在 EXPERT 的表达方法中,一组 HH 规则被分成两部分。必须先满足 IF 条件,才能考虑 THEN 中的规则。例如,只有当观测 FCWS 为真时,即汽车不能发动时,才会进一步研究规则的 THEN 部分中所包含的那组产生式。

6.6.2 知识的使用和决策解释

作为一个实验性的系统,在专家系统的设计中有两个关于控制的问题。这是两个相互关联的目标:

- (1) 得到准确的结论。
- (2) 询问恰当的问题以帮助分析和作出决策。

建立专家系统还不是一门精确的科学。专家经常提供大量的信息,必须力图抽取专家推理过程中的关键内容,并且尽可能准确而简洁地表示这些知识。因为在现有的实现产生式规则的方法之间有许多差别,所以善于选择那些适合于当前应用场合的结构和策略很重要。例如,有许多表示询问策略的方法。但对于所研究的应用场合来说,询问的顺序可能并不重要,或可能在任一特定的情况下,很容易预先就确定询问的顺序。在下面的汽车修理咨询系统的例子中,将用问题调查表来说明这一点。在问题调查表中,用很简单的机构,如 FF 规则就可以进行控制。

1. 结论的分级与选择

按评价的先后次序,把规则分成等级和选择规则是推理过程中控制策略的基本部分。可以根据专家的意见来排列与评价规则的次序。但与此同时,还必须研究规则的评价次序的影响。规则评价次序的编排应该是不论采取什么次序,都得到相同的结论。如果所有的产生式规则都像 FH 那样,那么调用规则的次序实际上就从来也不会改变结论。这是因为 FH 规则之间不会相互影响。在规则的左边只包括观测,这些观测在给定的情况下可能是真,也可能是假。但是,在大多数产生式系统中,典型的规则是像 HH 那样的。这样的规则经常取决于通过应用其他规则而得到的中间结果。例如,在汽车修理系统中有以下规则:

$$F(FCWS, T) \& H(FLOOD, 0.2 : 1) \rightarrow H(WAIT, 0.9)$$



这个规则表示

如果 汽车不能发动

已经以 0.2~1 之间的可信度,得出汽缸被淹的结论

那么 等待 10 分钟或在启动时把风门踏板踩到最低位置

“汽缸被淹”这个假设,必须在引用这条规则以前作出。有几种处理这类问题的方法。在 EXPERT 系统中,由系统的设计者来编排规则的次序,这使得 HH 排列的次序就是规则被评价的实际次序。在每个咨询的推理循环中,每个规则只被评价一次。当系统收到一个新的观测时,就开始新的推理循环,所有的 HH 规则被重新评价。这种方法相对来说比较简单,因此容易实现,并且不会带来固有的多义性。但这种方法的缺点是,专家必须编排规则的次序。

在产生式规则中应用可信度量测,不仅可以反映实际存在于专家知识中的不确定性,而且可以减少产生式规则的数量。如果以相互不相容的方式来表示观测和假设之间所有可能的组合,即一条规则只能被一种情况所满足,那么,即使对一个小系统来说,所需要的规则数量也会相当巨大。因此,希望有一种方法来减少为表示专家知识所需要的规则的数量。可信度量测可以对给定的情况加权,因此对提取专家的知识是一种有用的手段。

如果所有的观测可以同时被获得,并且所研究的只是分类问题,那么可以应用很简单的控制策略。在得到所有的观测以后,首先确定是否有其他观测可以用 FF 规则推理出来,然后调用 FH 规则并处理按次序编排的 HH 规则。由于规则是有次序的,所以处理只需要一个循环。当然,有时可能希望建立一个系统,它的所有观测并不是一次就接受的,而是通过询问适当的问题,这时就需要研究询问的策略。

2. 询问问题的策略

要给出一个询问问题的最佳策略是很困难的,确切地说,询问的质量在很大程度上取决于事先是否把问题清楚地组织好。如果把问题都组织成是非题,这些问题并不包含进一步的结构,那么其结果将会是,对许多应用场合来说,没有一种询问策略可以工作得很好。对照表可以同时回答相关的问题。一个好的询问策略,关键之一是使问题包含尽可能多的结构。应该根据共同的主题,把问题分成组。用 FF 这样很简单的规则,可以在问题调查表中强制性地按主题进行分支。如果不是同时接收系统推理所需的信息的话,则可以有以下两种提问策略:

(1) 固定的顺序

在某些场合下,专家是以预先仔细规定的序列或顺序收集所需的知识。例如,在医疗问题中,根据经验或系统化过程的习惯,医生总是以固定的顺序向病人问诊以建立病历。

(2) 系统不是按固定的顺序询问,而是根据具体情况作出某种选择。在 EXPERT 以及其他一些系统中,可以根据以下一些直观的考虑来选择问题:询问代价最小的问题,优先询问对当前可信度最高的假设有影响的问题,只考虑那些和当前记录的观测有关的假设,仅考虑那些有可能使某个假设当前等级的升高或降低超过某一规定的阈值的事实。如果任何一个假设的可信度都超过某一预先确定的阈值,就停止询问。



3. 决策的解释

系统的设计者和使用者都需要系统对它所作出的决策给予解释,但是它们对决策解释的要求又各不相同。

(1) 对系统设计者的解释。如果是对系统的设计者解释决策,那么只需显示为了推论出给定假设所需满足的那组规则,这就是最直接的解释。当系统应用可信度量测时,若采用复杂的记分函数,则要很清楚地解释一个假设的最后等级是如何得来的是很困难的。当不使用可信度量测或应用像取最大(绝对)值这样简单的记分函数时,摘录在推理过程中所用到的单个规则,就可以组成对决策的解释。如果这些规则也涉及其他假设,那么可以跟踪有关的假设和对这些假设也可以摘录相应的规则。

(2) 对系统使用者的解释。一种解释方法是用语句来说明结论。这些语句要比只是声明一个结论要自然一些。系统所用的假设可能是任何形式的包含说明和建议的语句。有时系统的设计者可以预先提出某些适合于给定假设的解释。假如,在修理汽车的例子中,可以给出一个总的来说多少是解释性的说明,而不是生硬地把结论分成诊断和处理两类,这样的语句可以是以下形式:“因为汽车的汽缸被淹,所以把风门踏板踩到底或等待 10 分钟。”

6.7 专家系统开发工具

由于专家系统具有十分广泛的应用领域,而每个系统一般只具有某个领域专家的知识。如果在建造每个具体的专家系统时,一切都从头开始,就必然会降低工作效率。人们已经研制出一些比较通用的工具,作为设计和开发专家系统的辅助手段和环境,以求提高专家系统的开发效率、质量和自动化水平。这种开发工具或环境,就称为专家系统开发工具。

专家系统开发工具是在 20 世纪 70 年代中期开始发展的,它比一般的计算机高级语言,如 FORTRAN, PASCAL, C, LISP 和 PROLOG 等具有更强的功能。也就是说,专家系统工具是一种更高级的计算机程序设计语言。

现有的专家系统工具,主要分为骨架型工具(又称外壳)、语言型工具、构造辅助工具和支撑环境 4 类。

1. 骨架型开发工具

专家系统一般都包括推理机和知识库两部分,而规则集存于知识库内。在一个理想的专家系统中,推理机完全独立于求解问题领域。系统功能上的完善或改变,只依赖于规则集的完善或改变。由此,借用以前开发好的专家系统,将描述领域知识的规则从原系统中“挖掉”,只保留其独立于问题领域知识的推理机部分,这样形成的工具称为骨架型工具,如 EMYCIN, KAS 以及 EXPERT 等。这类工具因其控制策略是预先给定的,使用起来很方便,用户只需将具体领域的知识明确地表示成为一些规则就可以了。这样,可以把主要精力放在具体概念和规则的整理上,而不是像使用传统的程序设计语言建立专家系

统那样,将大部分时间花费在开发系统的过程结构上,从而大大提高了专家系统的开发效率。这类工具往往交互性很好,用户可以方便地与之对话,并能提供很强的对结果进行解释的功能。

因其程序的主要骨架是固定的,除了规则以外,用户不可改变任何东西,因而骨架型工具存在以下几个问题:

- (1) 原有骨架可能不适合于所求解的问题。
- (2) 推理机中的控制结构可能不符合专家新的求解问题的方法。
- (3) 原有的规则语言,可能不能完全表示所求解领域的知识。
- (4) 解问题的专门领域知识可能不可识别地隐藏在原有系统中。

基于这些原因,使得骨架型工具的应用范围很窄,只能用来解决与原系统相类似的问题。

EMYCIN 是一个典型的骨架型工具,它是由著名的用于对细菌感染病进行诊断的 MYCIN 系统发展而来的,因而它所适应的对象是那些需要提供基本情况数据,并能提供解释和分析的咨询系统,尤其适合于诊断这一类演绎问题。这类问题有一个共同特点,即具有大量的不可靠的输入数据,并且其可能的解空间是事先可列举出来的。

2. 语言型开发工具

语言型工具与骨架型工具不同,它们并不与具体的体系和范例有紧密的联系,也不偏于具体问题的求解策略和表示方法,所提供给用户的是建立专家系统所需要的基本机制,其控制策略也不固定于一种或几种形式,用户可以通过一定的手段来影响其控制策略。因此,语言型工具的结构变化范围广泛,表示灵活,所适应的范围要比骨架型工具广泛得多。像 OPS5, CLIPS, OPS83, RLL 及 ROSIE 等,均属于这一类工具。

然而功能上的通用性与使用上的方便性是一对矛盾,语言型工具为维护其广泛的应用范围,不得不考虑众多的在开发专家系统中可能会遇到的各种问题,因而使用起来比较困难,用户不易掌握,对于具体领域知识的表示也比骨架型工具困难一些,而且在与用户的对话方面和对结果的解释方面也往往不如骨架型工具。

语言型工具中一个较典型的例子是 OPS5,它以产生式系统为基础,综合了通用的控制和表示机制,向用户提供建立专家系统所需要的基本功能。在 OPS5 中,预先没有规定任何符号的具体含义和符号之间的任何关系,所有符号的含义和它们之间的关系均由用户所写的产生式规则所决定,并且将控制策略作为一种知识对待,与其他领域知识一样被用来表示推理,用户可以通过规则的形式来影响系统所选用的控制策略。

CLIPS(C Language Integrated Production System)是美国航空航天局于 1985 年推出的一种通用产生式语言型专家系统开发工具,具有产生式系统的使用特征和 C 语言的基本语言成分,已获广泛应用。

3. 构造辅助工具

系统构造辅助工具由一些程序模块组成,有些程序能够帮助获得和表达领域专家的知识,有些程序能够帮助设计正在构造的专家系统的结构。它主要分成两类,一类是设计

辅助工具,另一类是知识获取辅助工具。AGE 系统是一个设计辅助工具的典型例子,而 TEIRESIAS 则是知识获取辅助工具的一个范例。其他系统构造辅助工具有 ROGET, TIMM,EXPERTEASE,SEEK,MORE,ETS 等。

4. 支撑环境

支撑设施是指帮助进行程序设计的工具,它常被作为知识工程语言的一部分。工具支撑环境仅是一个附带的软件包,以便使用户界面更友好。它包括 4 个典型组件:调试辅助工具、输入输出设施、解释设施和知识库编辑器。

(1) 调试辅助工具

大多数程序设计语言和知识工程语言都包含有跟踪设施和断点程序包。跟踪设施使用户能够跟踪或显示系统的操作,这通常是列出已激发的所有规则的名字或序号,或显示所有已调用的子程序。断点程序包使用户能够预先告知程序在什么位置停止,这样,用户就能够在一些重复发生的错误之前中断程序,并检查数据库中的数据。所有的专家系统工具都应具有这些基本功能。

(2) 输入输出设施

不同的工具用不同的方法处理输入输出,有些工具提供运行时实现知识获取的功能,此时的工具机制本身使用户能够与运行的系统对话。另外,在系统运行中,它们也允许用户主动输入一些信息。良好的输入输出能力将带给用户一个方便、友善的界面。

(3) 解释设施

虽然所有的专家系统都具有向用户解释结论和推理过程的能力,但它们并非都能提供同一水平的解释软件支撑。一些专家系统工具,如 EMYCIN 内部具有一个完整的解释机制,因而用 EMYCIN 写的专家系统能够自动地使用这个机制。而一些没有提供内部解释机制的工具,知识工程师在使用它们来构造专家系统时就得另外编写解释程序。

(4) 知识库编辑器

通常的专家系统工具都具有编辑知识库的机制,在最简单的情况下,这是一个为手工修改规则和数据而提供的标准文本编辑器。但大部分的工具在它们的支撑环境中还包括语法检查、一致性检查、自动簿记和知识录取等功能。

专家系统的迅速发展,使得知识工程技术渗透到了更多的领域,单一的推理机制和知识表示方法,已不能胜任众多的应用领域,因而对专家系统工具提出了更高的要求。因此,又推出了具有多种推理机制和多种知识表示的工具系统。ART 就属于这一类系统。ART 把基于规则的程序设计、符号数据的多种表示、基本对象的程序设计、逻辑程序设计及黑板模型,有效地结合在一起提供给用户,使得它具有更广泛的应用范围。

6.8 小 结

作为人工智能应用的一个重要突破口,专家系统已在众多领域得到日益广泛的应用,显示出它的强大生命力。

本章在产生式系统的基础上,首先研究了专家系统的基本问题,包括专家系统的定



义、类型、特点、结构和建造步骤等。然后讨论了基于不同技术建立的专家系统,即 6.2 节基于规则的专家系统、6.3 节基于框架的专家系统和 6.4 节基于模型的专家系统。从这些系统的工作原理和模型可以看出,人工智能的各种技术和方法在专家系统中得到了很好的结合和应用,为人工智能的发展提供了很好的范例。

计算机科学的一些新思想和新技术也对专家系统的发展起了重要作用。6.5 节归纳的新型专家系统,就是应用计算机科学中分布式处理和协同工作机制的结果,它们分别是分布式专家系统和协同式专家系统。对上述各种专家系统的更深入研究,应另书专家系统专著或相关教材。

6.6 节介绍了专家系统的设计,以一个基于规则的维修咨询系统为例,说明了专家系统的设计过程,并采用 EXPERT 开发工具进行设计。这将对专家系统有更具体和深入的了解。

为了提高专家系统的开发效率、质量和自动化水平,需要专家系统的开发工具。6.7 节简介了 4 种主要开发工具,即骨架型工具、语言型工具、构造辅助工具和支撑环境。

专家系统是人工智能应用研究中一个最早、最有成效的领域,人们期待它有更新的发展和新的突破。

习 题

- 6-1 什么叫做专家系统?它具有哪些特点与优点?
- 6-2 专家系统由哪些部分构成?各部分的作用为何?
- 6-3 建造专家系统的关键步骤是什么?
- 6-4 专家系统程序与一般的问题求解软件程序有何不同?开发专家系统与开发其他软件的任务有何不同?
- 6-5 基于规则的专家系统是如何工作的?其结构为何?
- 6-6 基于框架的专家系统与面向目标的编程有何关系?其结构有何特点?其设计任务是什么?
- 6-7 为什么要提出基于模型的专家系统?试述神经网络专家系统的一般结构。
- 6-8 新型专家系统有何特征?什么是分布式专家系统和协同式专家系统?
- 6-9 在设计专家系统时,应考虑哪些技术?
- 6-10 什么是建造专家系统的工具?你知道哪些专家系统工具,各有什么特点?
- 6-11 专家系统面临什么问题?你认为应如何发展专家系统?
- 6-12 用基于规则的推理系统证明下述推理的正确性:
已知 狗都会吠叫和咬人
任何动物吠叫时总是吵人的
猎犬是狗
结论 猎犬是吵人的

机器学习是继专家系统之后人工智能应用的又一重要研究领域,也是人工智能和神经计算的核心研究课题之一。现有的计算机系统和人工智能系统大多数没有什么学习能力,至多也只有非常有限的学习能力,因而不能满足科技和生产提出的新要求。本章将首先介绍机器学习的定义、意义和简史,然后讨论机器学习的主要策略和基本结构,最后逐一研究各种机器学习的方法与技术,包括机械学习、解释学习、归纳学习、类比学习、基于训练神经网络的学习以及知识发现等。对机器学习的讨论和机器学习研究的进展,必将促使人工智能和整个科学技术的进一步发展。

7.1 机器学习的定义和发展历史

7.1.1 机器学习的定义

学习是人类具有的一种重要智能行为,但究竟什么是学习,长期以来却众说纷纭。社会学家、逻辑学家和心理学家各有其不同的看法。按照人工智能大师西蒙的观点,学习就是系统在不断重复的工作中对本身能力的增强或者改进,使得系统在下次执行同样任务或类似任务时,比现在做得更好或效率更高。西蒙对学习给出的定义本身,就说明了学习的重要作用。

在人类社会中,无论一个人有多深的学问,多大的本领,如果他不善于学习,那么就不必过于看重他,因为他的能力总是停留在一个固定的水平上,不会创造出新奇的东西。但一个人若具有很强的学习能力,则不可等闲视之了。虽然他现在的能力不是很强,但是“士别三日,当刮目相待”,几天以后他可能具备许多新的本领,根本不是当初的情景了。机器具备了学习能力,其情形完全与人类似。1959年美国的塞缪尔(Samuel)设计了一个下棋程序,这个程序具有学习能力,它可以在不断的对弈中改善自己的棋艺。4年后,这个程序战胜了设计者本人。又过了3年,这个程序战胜了美国一个保持8年之久的常胜不败的冠军。这个程序向人们展示了机器学习的能力,提出了许多令人深思的社会问题与哲学问题。1997年5月,IBM公司的深蓝智能计算机的程序战胜国际象棋大师卡斯帕洛夫,2003年1~2月,小深计算机的程序与卡氏握手言和,表明机器的学习和决策能力已可与人类媲美。

机器的能力能否超过人,很多持否定意见的人的一个主要论据是:机器是人造的,其性能和动作完全是由设计者规定的,因此无论如何其能力也不会超过设计者本人。这种意见对不具备学习能力的机器来说的确是对的,可是对具备学习能力的机器就值得考虑

了,因为这种机器的能力在应用中不断地提高,过一段时间之后,设计者本人也可能不知道它的能力到了何种水平。

什么叫做机器学习(machine learning)?至今,还没有统一的“机器学习”定义,而且也很难给出一个公认的和准确的定义。为了便于进行讨论和估计学科的进展,有必要对机器学习给出定义,即使这种定义是不完全的和充分的。顾名思义,机器学习是研究如何使用机器来模拟人类学习活动的一门学科。稍为严格的提法是:机器学习是一门研究机器获取新知识和新技能,并识别现有知识的学问。这里所说的“机器”,指的就是计算机。现在是电子计算机,以后还可能是中子计算机、量子计算机、光子计算机或神经计算机等等。

7.1.2 机器学习的发展史

机器学习是人工智能应用研究较为重要的分支,它的发展过程大体上可分为4个阶段。

第一阶段是在20世纪50年代中叶到60年代中叶,属于热烈时期。在这个时期,所研究的是“没有知识”的学习,即“无知”学习;其研究目标是各类自组织系统和自适应系统;其主要研究方法是不断修改系统的控制参数以改进系统的执行能力,不涉及与具体任务有关的知识。指导本阶段研究的理论基础是早在20世纪40年代就开始研究的神经网络模型。随着电子计算机的产生和发展,机器学习的实现才成为可能。这个阶段的研究导致了模式识别这门新科学的诞生,同时形成了机器学习的两种重要方法,即判别函数法和进化学习。塞缪尔的下棋程序就是使用判别函数法的典型例子。不过,这种脱离知识的感知型学习系统具有很大的局限性。无论是神经模型、进化学习或是判别函数法,所取得的学习结果都很有限,远不能满足人们对机器学习系统的期望。在这个时期,我国研制了数字识别学习机。

第二阶段是在20世纪60年代中叶至70年代中叶,被称为机器学习的冷静时期。本阶段的研究目标是模拟人类的概念学习过程,并采用逻辑结构或图结构作为机器内部描述。机器能够采用符号来描述概念(符号概念获取),并提出关于学习概念的各种假设。本阶段的代表性工作有温斯顿(Winston)的结构学习系统和海斯·罗思(Hayes Roth)等人的基于逻辑的归纳学习系统。虽然这类学习系统取得较大的成功,但只能学习单一概念,而且未能投入实际应用。此外,神经网络学习机因理论缺陷未能达到预期效果而转入低潮。这个时期正是我国“史无前例”的十年,对机器学习的研究不可能取得实质进展。

第三阶段是从20世纪70年代中叶至80年代中叶,称为复兴时期。在这个时期,人们从学习单个概念扩展到学习多个概念,探索不同的学习策略和各种学习方法。机器的学习过程一般都建立在大规模的知识库上,实现知识强化学习。尤其令人鼓舞的是,本阶段已开始把学习系统与各种应用结合起来,并取得很大的成功,促进了机器学习的发展。在出现第一个专家学习系统之后,示例归纳学习系统成为研究的主流,自动知识获取成为机器学习的应用研究目标。1980年,在美国的卡内基-梅隆大学(CMU)召开了第一届机器学习国际研讨会,标志着机器学习研究已在全世界兴起。此后,机器归纳学习进入应用。1986年,国际杂志《机器学习》(Machine Learning)创刊,迎来了机器学习蓬勃发展的

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

新时期。20 世纪 70 年代末,中国科学院自动化研究所进行质谱分析和模式文法推断研究,表明我国的机器学习研究得到恢复。1980 年西蒙来华传播机器学习的火种后,我国的机器学习研究出现了新局面。

机器学习的最新阶段始于 1986 年。一方面,由于神经网络研究的重新兴起,对连接机制(connectionism)学习方法的研究方兴未艾,机器学习的研究已在全世界范围内出现新的高潮,对机器学习的基本理论和综合系统的研究得到加强和发展。另一方面,实验研究和应用研究得到前所未有的重视。随着人工智能技术和计算机技术的迅速发展,已为机器学习提供了新的更强有力的研究手段和环境。具体地说,在这一时期,符号学习由“无知”学习转向有专门领域知识的增长型学习,因而出现了有一定知识背景的分析学习。神经网络由于隐节点和反向传播算法的进展,使连接机制学习东山再起,向传统的符号学习发出挑战。基于生物发育进化论的进化学习系统和遗传算法,因吸取了归纳学习与连接机制学习的长处而受到重视。基于行为主义(actionism)的强化学习系统因发展新算法和应用连接机制学习遗传算法的新成就而显示出新的生命力。数据挖掘研究的蓬勃发展,为从计算机数据库和计算机网络(含因特网)提取有用信息和知识提供了新的方法。知识发现和数据挖掘已成为 21 世纪机器学习的一个重要研究课题,并已取得许多有价值的研究和应用成果。近十多年来,我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期。每两年举办一次的全国机器学习研讨会已举办过 8 次,学术讨论和科技开发蔚然成风,研究队伍不断壮大,科研成果更加丰硕。

机器学习进入新阶段的重要性表现在下列诸多方面:

(1) 机器学习已成为新的边缘学科并在高校形成一门课程。它综合应用心理学、生物学和神经生理学以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习的理论基础。

(2) 结合各种学习方法,取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起。特别是连接学习符号学习的耦合可以更好地解决连续性信号处理中知识与技能的获取与求精问题而受到重视。

(3) 机器学习与人工智能各种基础问题的统一性观点正在形成。例如,学习与问题求解结合进行、知识表达便于学习的观点产生了通用智能系统 SOAR 的组块学习。类比学习与问题求解结合的基于案例的方法已成为经验学习的重要方向。

(4) 各种学习方法的应用范围不断扩大,一部分已形成商品。归纳学习的知识获取工具已在诊断分类型专家系统中广泛使用;连接学习在声图文识别中占据优势;分析学习已用于设计综合型专家系统;遗传算法与强化学习在工程控制中有较好的应用前景;与符号系统耦合的神经网络连接学习将在企业的智能管理与智能机器人运动规划中发挥作用。

(5) 数据挖掘和知识发现的研究已形成热潮,并在生物医学、金融管理、商业销售等领域得到成功应用,给机器学习注入新的活力。

(6) 与机器学习有关的学术活动空前活跃。国际上除每年举办一次的机器学习研讨会之外,还有计算机学习理论会议以及遗传算法会议。

